

修士論文

剣道上達支援システムの実現に向けた ウェアラブルセンサによる打突動作検出/認識 および熟練度評価手法に関する研究

鳥越 庸平

奈良先端科学技術大学院大学

先端科学技術研究科

情報理工学プログラム

主指導教員: 安本 慶一 教授

ユビキタスコンピューティングシステム 研究室 (情報科学領域)

令和2年3月13日提出

本論文は奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

鳥越 庸平

審査委員：

安本 慶一 教授 (主指導教員, 情報科学領域)

清川 清 教授 (副指導教員, 情報科学領域)

荒川 豊 客員教授 (副指導教員, 情報科学領域)

藤本 まなと 助教 (副指導教員, 情報科学領域)

剣道上達支援システムの実現に向けた ウェアラブルセンサによる打突動作検出/認識 および熟練度評価手法に関する研究*

鳥越 庸平

内容梗概

近年、スポーツ分野において、競技者のトレーニングプロセスの強化やパフォーマンスの向上に情報通信技術（ICT）が用いられる機会が増加している。特に、センシングデバイスの小型化・無線通信の低電力化により、ウェアラブルセンサを競技者の身体や競技用具に装着することで多様なデータを取得可能となった。ウェアラブルセンサの多くは、加速度センサとジャイロセンサを備えた慣性センサが内蔵されており、屋内外問わず競技者の運動動作を計測可能であることから、これまで注目されていなかった様々なスポーツにおけるパフォーマンス分析が大きく期待されている。

本論文では、日本の伝統的な武道の一つである剣道に着目し、初心者でも効果的な剣道稽古を単独で行える新しい支援システムの実現を目指して、慣性センサ内蔵ウェアラブルセンサを用いた打突動作の検出、種類認識、および熟練度評価手法を提案する。本システムは、ウェアラブルセンサを競技者が身体や竹刀に装着した状態で素振りを行うことを想定している。システムが常時競技者をモニタリングすることにより、素振りによる打突動作が実行されると自動で検出され、技の種類の記録が行われる。また、練習後には打突動作の熟練度をシステムが評価することで、正しい打突動作へ補正することを目指す。本システムで用いる提案手法の有効性を評価するため、(1) ユーザから取得されたデータからの打突動

*奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 修士論文, 令和2年3月13日.

作区間検出, (2) 打突動作の技の種類認識, (3) 認識された打突動作に対しての熟練度評価に関する評価実験を行った. はじめに, ウェアラブルセンサを右手首, 腰, 竹刀鐔, 竹刀先革に装着した 14 人の実験参加者 (剣道経験者 7 人, 未経験者 7 人) から素振りによる打突動作のセンサデータを収集した. (1) では, 教師データと入力される時系列センサデータ間の DTW (Dynamic Time Warping) 距離を計算し, 打突動作区間を検出した. その結果, F 値 : 95.0% の精度で打突動作を検出できることを確認した. (2) では, 教師付き機械学習手法を用いた推論モデルによって, 5 種類 (正面, 右面, 左面, 胴, 小手) と面を統一した 3 種類 (面, 胴, 小手) の打突動作を分類した. 評価はユーザに依存するケース (PD) と依存しないケース (PI) の 2 通りで行い, PD では, 竹刀鐔の 1 箇所にウェアラブルセンサを装着した場合, 5 分類で F 値 : 71.0%, 3 分類で F 値 : 81.6% の認識精度となった. PI では, 右手首の 1 箇所にウェアラブルセンサを装着した場合, 5 分類で F 値 : 94.0%, 3 分類で F 値 : 97.7% の認識精度となった. 最後に, (3) 打突動作の熟練度評価として, 打突動作の「フォーム」, 「速さ」, 「一貫性」を指標として, 各指標に基づいた評価値を算出した. その結果, 多くの指標で熟練度を評価できる可能性を示した.

キーワード

運動上達支援, 剣道, ウェアラブルセンサ, 慣性センサ, 機械学習

Strike Activity Detection/Recognition and Evaluation Method Using Wearable Sensors Towards Kendo Skill Improvement Support System*

Yohei Torigoe

Abstract

In the field of sports, there are increasing opportunities to use information and communication technology (ICT) to enhance the training process and improve the performance of athletes. In particular, it is possible to obtain a variety of data using wearable sensors attached to the athlete's body and athletic equipment because of the miniaturization, low power, and low power wireless communication of sensing devices. Many wearable sensors have built-in inertial sensors equipped with acceleration sensors and gyro sensors, and can measure the athlete's movements both indoors and outdoors. Therefore, it has great potential in the performance analysis of various sports that have not been done. In this thesis, we focus on kendo, a traditional martial art using *shinai* (bamboo swords) in Japan, and propose methods for detecting, recognizing, evaluating strike activities using wearable sensors towards realizing a kendo skill improvement support system that enables even beginners to practice effectively alone. This system assumes that players attach the wearable sensors to the body and the *shinai*, and practice performing strike activities. The system is constantly monitoring the player, and

*Master's Thesis, Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology, March 13, 2020.

when a strike activity is executed, it is automatically detected and the type of it is recorded. Also, after practice, the strike activities recorded are evaluated by the system. In order to realize the proposed system, we propose three methods: (1) a method for detecting a strike activity section from data obtained from the player: (2) a method for recognizing the type of strike activity: (3) a method for evaluating the skill level of strike activities. We performed evaluation experiments to confirm the effectiveness of each method. We used a sensor data set of strike activities obtained from 14 participants (7 kendo-experienced persons, 7 inexperienced persons). We attached four wearable sensors to the participants' right wrist, waist, and the *shinai* (*tsuba* and *sakigawa*). First, as the detection of the strike activity, we calculated the dynamic time warping (DTW) distance between the training data and the time series data and detected the strike activity sections. The proposed method detected strike activities with high accuracy of F-measure: 95.0%. Next, as the recognition of strike activity, we recognized five types (Center-*Men*, Right-*Men*, Left-*Men*, *Dō*, *Kote*) and three types (*Men*, *Dō*, *Kote*) strike activities. In the person independent case, we achieved F-measure: 71.0% (five types) and 81.6% (three types) accuracy using one wearable sensor attached to the *shinai tsuba*. In the person dependent case, we achieved F-measure: 93.1% (five types) and 97.7% (three types) accuracy using one wearable sensor attached to the right wrist. Finally, as the evaluation of the skill level of the strike activities, we focused on the "form", "speed", and "consistency" of the strike activity, and calculated the evaluation value using the acceleration and gyro obtained from the sensors. As a result, the possibility that the skill level could be evaluated by wearable sensors was shown.

Keywords:

skill improvement support, kendo, wearable sensor, inertial sensor, machine learning

目 次

1. 序論	1
2. 関連研究	4
2.1 運動検出および認識に関する研究	4
2.1.1 カメラベース	4
2.1.2 GNSS ベース	5
2.1.3 慣性センサベース	5
2.2 競技者の熟練度評価に関する研究	6
3. 剣道上達支援システム	8
3.1 システム概要	8
3.2 対象とする打突動作	9
3.3 時系列データからの打突動作検出手法	11
3.4 ウェアラブルデバイスによる打突動作認識手法	13
3.5 ウェアラブルデバイスによる打突動作の熟練度評価手法	15
3.5.1 前処理	17
3.5.2 打突のフォームによる評価	19
3.5.3 打突の速さによる評価	19
3.5.4 打突の一貫性による評価	20
4. 評価実験	21
4.1 実験概要	21
4.1.1 使用センサデバイス	21
4.1.2 ウェアラブルセンサ装着位置	22
4.1.3 データセット	23
4.2 打突動作検出結果	25
4.2.1 類似度計算手法による比較	25
4.2.2 検出手法の汎化性能評価	26
4.3 打突動作種類認識結果	32

4.3.1	異なる機械学習アルゴリズムによる比較	33
4.3.2	ウェアラブルセンサ装着位置による比較	33
4.4	打突動作の熟練度評価	36
5.	結論	39
	謝辞	42
	参考文献	44
	研究業績	49

図 目 次

1	剣道上達支援システム	9
2	対象とする打突動作による打突部位	10
3	各打突動作の様子	11
4	検出手法の概要と DTW 距離波形の例	13
5	合成加速度データおよび DTW 距離に基づく検出結果	14
6	センサ座標から基準座標への変換	18
7	SenStick	22
8	SenStick の装着位置	23
9	右手首に装着した IMU のデータ波形	24
10	剣道経験による検出精度	27
11	打突動作検出における汎化性能評価手法	28
12	剣道経験の有無による DTW 距離波形	30
13	PD における打突動作認識結果 (F 値)	34
14	PI における打突動作認識結果 (F 値)	35
15	PI における竹刀鐔のセンサデータを用いた打突認識による混同行列	36
16	打突のフォームによる評価	37
17	打突の速さによる評価	37
18	打突の一貫性による評価	38

表 目 次

1	加速度およびジャイロ스코ープから生成される時間・周波数ドメイン信号	16
2	特徴量リスト	17
3	実験参加者データ	25
4	類似度計算手法による検出精度	27
5	同一ユーザの同一種類の打突動作検出結果	29
6	同一ユーザの異なる種類の打突動作検出結果	31

7	異なるユーザの同一種類の打突動作検出結果	31
8	異なるユーザの異なる種類の打突動作検出結果	32

1. 序論

2020 年に開催される東京オリンピック・パラリンピックに向けて、世界的にスポーツ分野における ICT (Information and Communication Technology) の活用が積極的に推進されている。ICT の活用によって、競技者自身、あるいは指導者が定量的な数値データに基づき、試合内容や練習中のパフォーマンスを詳細に分析可能となり、トレーニングプロセスの強化や、試合における戦術パターンの増加及びパフォーマンスの向上が期待されている [1]。サッカーでは、2015 年に国際サッカー連盟 (FIFA) が、公式戦において GPS (Global Positioning System) などの計測デバイスを選手に装着することを許可している [2]。ラグビーでも、慣性センサ及び GPS が練習または試合における選手の活動量を定量化するのに活用されている [3, 4]。これにより、選手はその日の体調やパフォーマンスに合わせてパーソナライズされた適切なトレーニングメニューや戦術を選択でき、オーバートレーニングや怪我のリスクを最小限に抑えることができることから、様々なスポーツにおいて、多くのプロ選手が ICT を活用している。

スポーツ分野における ICT の活用は、これまでプロの競技者に限られていたが、近年では多くのセンサを搭載したウェアラブルデバイスの普及および分析ソフトのユーザビリティの向上により、アマチュアの競技者や一般のユーザでも容易に導入可能となった。各種センサの中でも特に、3 軸加速度センサ及び 3 軸ジャイロセンサを備えた慣性センサは、多くのウェアラブルセンサに内蔵されており、屋内外を問わず競技者の動作情報を高精度に取得可能であることから、今後、今まで注目されていなかったスポーツにも展開されることが見込まれる [5]。これに伴い、現在、慣性センサ内蔵ウェアラブルセンサを用いた運動に関するアクティビティの追跡、認識、及び支援に関する研究が盛んに行われている。バスケットボールやクライミングでは、リストバンド型のウェアラブルセンサを競技者の手首に装着し、競技中の動作を分析することで、シュート動作の認識やクライミングルートを推定する研究が取り組まれている [6, 7]。

しかし、様々なスポーツの中でも特に、日本の伝統的なスポーツ及び武道の一つとして知られている剣道の分野では、竹刀や防具に装着された加速度センサや圧力センサのデータから一部の技の評価を行う研究がいくつか行われているの

みであり、未だ剣道競技者をサポートする域まで至っていない [8, 9].

剣道とは、防具を身に付けて相対した競技者が、竹刀で定められた部位を打突し合い、勝敗を競う武道の一種である。対戦相手の「面」、「突き」、「胴」、「小手」の4つの部位を打突し、審判によって有効打突であると認められた場合、ポイントを獲得できる。しかし、有効打突として審判に認められるには、複数の条件が存在する。特に重要とされている条件が「正しい打突動作で打突しなければならない」ということである。そのため、剣道の技術上達には正しい打突動作の習得が必要不可欠である。この正しい打突動作を習得するための稽古として、初級者から熟練者までが必ず行う、最も象徴的な稽古方法が「素振り」である。素振りは正しい打突動作の感覚を身体に染み込ませる効果があり、自分ひとりの感覚で行うのではなく、指導者や熟練者に意見を求め、客観的な情報を基に補正していくことが好ましい。しかし、実際の稽古では、少数の指導者が大勢の競技者を指導することから、各競技者が打突動作ごとに十分な指導を受けることが難しい。これは、練習効率及びモチベーションの低下や、間違ったフォームで素振り行うことによって怪我を引き起こす可能性がある。

本論文では、初心者でも効果的な剣道練習を単独で行える新しい支援システムの実現を目指し、慣性センサ内蔵ウェアラブルセンサを用いた打突動作の検出、種類認識、および熟練度評価手法を提案する。この支援システムは、競技者が身体や竹刀に慣性センサを装着し、素振りによる打突動作を行うことを想定しており、常時競技者をモニタリングすることで、システム側が自動で実行された打突動作を検出し、技の種類を記録する。練習後には各打突動作の熟練度評価を確認することができる。さらに、その評価結果は指導者に代わって、パーソナライズされた練習メニュー推薦に貢献すると考えられる。提案アルゴリズムは、(1) ユーザから取得されたデータから打突動作の区間を検出するステップ、(2) 打突動作の技の種類の認識を行うステップ、(3) 認識された打突動作に対して熟練度評価を行うステップの3ステップで構成される。(1) では、教師データと入力される時系列センサデータ間の DTW (Dynamic Time Warping) 距離を計算し、打突動作区間を検出した。(2) では、教師付き機械学習手法を用いた推論モデルによって、5種類（正面、右面、左面、胴、小手）と面を統一した3種類（面、胴、

小手)の打突動作を分類した。評価はユーザに依存するケース(PD)と依存しないケース(PI)の2通りで行い、PDでは、竹刀鐔の1箇所ウェアラブルセンサを装着した場合、5分類でF値:71.0%,3分類でF値:81.6%の認識精度となった。PIでは、右手首の1箇所にウェアラブルセンサを装着した場合、5分類でF値:94.0%,3分類でF値:97.7%の認識精度となった。最後に、(3)打突動作の熟練度評価として、有効打突の条件を基に「フォーム」、「速さ」、「一貫性」の3つの仮説を立て、それぞれに沿った指標を生成する。フォーム及び速さに関しては、打突動作区間における熟練者のセンサデータに対するユーザのセンサデータを比較することで、評価値を算出する。一貫性に関しては、ユーザのセンサデータに含まれる複数回の打突動作を比較することで、評価値を算出する。その結果、仮説に沿って生成された指標の多くで熟練度を評価できる可能性を示した。

本論文はこれらをまとめたものであり、構成は以下の通りである。第2章では、関連研究として様々なデバイスを用いて運動分析を行った研究を取り上げ、慣性センサを用いる提案手法の立ち位置を明確にする。また、剣道の打突動作の熟練度評価を行った研究について述べる。第3章では、剣道上達支援システムの概要と、本研究が課題として扱う打突動作の区間検出、種類認識、熟練度評価手法について述べる。第4章では、提案手法における最適な類似度算出手法、機械学習アルゴリズム、ウェアラブルセンサ装着位置を確認するために行われた評価実験と、その結果および考察について述べる。最後に、第5章にて本論文の結論と今後の課題について述べる。

2. 関連研究

近年、様々なスポーツにおいて運動支援を目的とした研究が盛んに行われている。本章では、(1) 運動検出及び認識に関する研究と、(2) 競技者の熟練度評価に関する研究の2つについて、それぞれの研究の概要と問題点を述べる。

2.1 運動検出および認識に関する研究

運動に関するアクティビティの検出及び認識は、ユーザの日々の運動活動に関する量的データを取得に役立つ。ここから、競技者のパフォーマンス改善や怪我のリスク低減など、様々な効果が期待できる [1]。既存研究において、それらに対する様々な手法が提案されており、これらの多くは、(1) カメラによってスポーツ中のモーションを撮影した映像を分析する手法、(2) GPS に代表される GNSS (Global Navigation Satellite System) デバイスを競技者の身体に装着することでトラッキングし、プレー内容を分析する手法、(3) 慣性センサを身体、または競技用具に装着し、取得されるセンサデータを分析する手法の3つに分けられる。以下の節では、それぞれの手法について述べる。

2.1.1 カメラベース

カメラを用いる分析手法は、身体に何も装着する必要がないため、競技者は違和感を感じることなく計測できる。また、モーショントラッキングによるスポーツ分析は最も頻繁に使用される手法の1つである。さらに、高速運動を伴うスポーツ競技の動作計測への利用が試みられている光学式モーションキャプチャシステム [10] やデジタルビデオカメラを用いた DLT (Direct Linear Transformation Method) 法 [11] など存在し、これらのモーションキャプチャシステムはより正確な測定を必要とするアプリケーションで頻繁に使用されている。その反面、複数のカメラを利用する場合システムが大規模かつ高コストとなり、1台のカメラのみを使用する場合、計測範囲が限定され、計測できない死角が問題が存在する。

2.1.2 GNSS ベース

GNSS を用いる分析手法は，競技者の身体にデバイスを装着する必要があるものの，屋外の広いフィールドで競技が行われるアメリカンフットボール [12] やサッカー [13] など注目される手法である．Catapult 社の PLAYERTEK [14] では，試合中の競技者をトラッキングすることで得られたデータから，各競技者の走行距離やプレーエリア，フォーメーションの正確さを分析し，戦術に役立てることが可能である．その反面，トラッキングは屋外に限られ，屋内で行われる競技では著しく精度が低下するといった問題が存在する．

2.1.3 慣性センサベース

慣性センサを用いる分析手法は，競技者の身体や競技用具にいくつかの慣性センサを装着して競技中の動作を計測，分析する．慣性センサは屋内外問わずに競技者のモーション情報を高精度に取得可能であるものの，得られる数値データのみで競技者の動作を直感的に把握すること困難である．したがって，得られた数値データを基に，競技者の実行した技の認識や，細かなモーション情報のパラメータ計算が行われ，トレーニングプロセスを効率化する研究が多く行われている．

Blank ら [15] は，卓球ラケットに慣性センサを取り付け，アマチュアおよびプロの選手 10 人から収集したデータを用いて，8 つの異なる基本ストロークタイプを認識した．Jensen ら [16] は，ゴルフクラブのヘッドに取り付けられた慣性センサのデータを使用した，ゴルフパット解析システムを開発した．機械学習手法を用いてリアルタイムで競技者のパットを自動検出し，パット動作における様々なパラメータを計算した．その結果，11 人中 8 人の被験者において 83% 以上の検出率を達成した．既に市販されているデバイスとして，SONY 社のスマートテニスセンサー [17] は，慣性センサを搭載したセンサデバイスをラケット装着することでラケットでのヒッティングポイントや，ショットの種類，ボールの回転や速度，スイング速度などを測定し，課題の発見に繋げることが可能である．

提案手法では，慣性センサ内蔵ウェアラブルセンサから取得したセンサデータを使用して打突動作を分析する．その理由として，まず，支援システムは，競技者が単独で使用することを前提としており，ビデオカメラやスマートフォンのカ

メラを用いるカメラベースの手法では、カメラを設置し、画角を調整するのに時間を要するため、競技者にとって使いやすいものではない。第二に、剣道は屋内競技であり、GPS に代表される GNSS ベースの手法は実用的ではない。最後に、近年のウェアラブルコンピューティングの発展に伴い、腕時計型、メガネ型、ベルト型といった様々な慣性センサ内蔵ウェアラブルセンサが登場している。そのため、将来的に支援システムのさらなる機能拡張が期待できる。

2.2 競技者の熟練度評価に関する研究

剣道では、試合において有効打突を得るために、打突部位を素早く正確に打突する必要がある。そのため、剣道初心者は素早く正確な打突を身体に染み込ませ、有効打突を得られる程度の技術を習得することが最初の壁となる。このとき、効果的に技術上達するには、熟練者との打突動作の違いを理解することが大切である。既存研究において、初心者と熟練者の打突動作を比較した研究がいくつか行われている。

大野ら [18] は、光学式三次元動作解析システム専用カメラ 8 台と、ハイスピードカメラ 1 台を用いて、20 人の剣道経験者のすり足と踏み込み足による 2 種類の正面の打突動作に対して、腰部中心位置の変化を分析した。その結果、踏み込み足打突の際、中・初級者と比較して、上級者は腰部の上下動が小さく、前方向への移動が大きいことを確認した。James ら [19] は、木刀の先端と柄に加速度センサを取り付け、センサデータとビデオ映像を用いて、正面を打突した際の打突動作特性を解析した。その結果、一部の初級者と熟練度でフォームに特徴が見られることを確認した。Jeong ら [9, 20] は、竹刀の柄に圧力センサを取り付け、熟練者が小手の打突動作を行う際の握力の変動を解析した。その結果、打突前と打突時で左右手の握力が逆転することを示した。また、小手の打突動作に対し、有効打突と非有効打突を区別するために、圧力センサが埋め込まれたスマート小手を開発した。5 名の有段者と、5 名の級所有者の 10 名の打突動作をスマート小手を用いて分析した結果、有段者の方が力強い打突動作を行えていることを確認した。

上記の研究は、熟練者と初心者の打突動作の特性について分析しているが、[18] では、複数台の特殊なカメラを用いており、システムが大規模かつ高コストとなっ

ている．また，[18, 19] では正面，[9, 20] では小手のみを対象としており，その他の打突動作の比較は行われていない．そこで，提案手法では，小型のウェアラブルセンサから取得される5種類の打突動作（正面，右面，左面，胴，小手）の慣性センサデータを用いて，それぞれの熟練度を評価する．

3. 剣道上達支援システム

本章では、本研究の最終目標である剣道上達支援システムの概要と、システムの実現に向けた打突動作の区間検出，種類認識，熟練度評価手法について述べる．

3.1 システム概要

剣道における最も基本的な稽古は素振りである．素振り稽古は，正しい打突動作の感覚を身体に染み込ませるため，初心者から熟練者まで欠かさず行う．他にも筋力向上や冴えのある鋭い打突を身に付けるなど，様々な効果がある．このとき，指導者による客観的なアドバイスを基に補正していくことが望ましいが，実際の稽古現場では少数の指導者が大勢の競技者を指導しているため，一人ひとりが十分なアドバイスを受けることは難しい．正しくない打突動作による素振り稽古は，練習効率を大きく低下させてしまう可能性がある．特に，初心者の場合は間違った打突動作を身に付けてしまう可能性がある．本研究では，この問題を解決できる，ウェアラブルセンサを活用した剣道上達支援システムの実現を最終目標としている．図 1 に提案システムの全体図を示す．提案システムは，ユーザの身体及び竹刀に取り付けられた少数のウェアラブルセンサ（加速度センサおよびジャイロセンサ）から素振り稽古中の打突動作情報を取得後，以下の 3 つの基本的なステップで分析を行う．

STEP1：打突動作の区間検出

ウェアラブルセンサから取得される時系列加速度データから，ユーザが打突動作を行っていた区間を検出する．

STEP2：打突動作の種類認識

検出された区間の慣性データから特徴量を抽出し，事前に作成した学習モデルを用いて打突動作の技の種類を自動認識する．

STEP3：打突動作の熟練度評価

認識された打突動作に対して，慣性データから取得できる指標を基に熟練度評価を評価し，ユーザへフィードバックする．

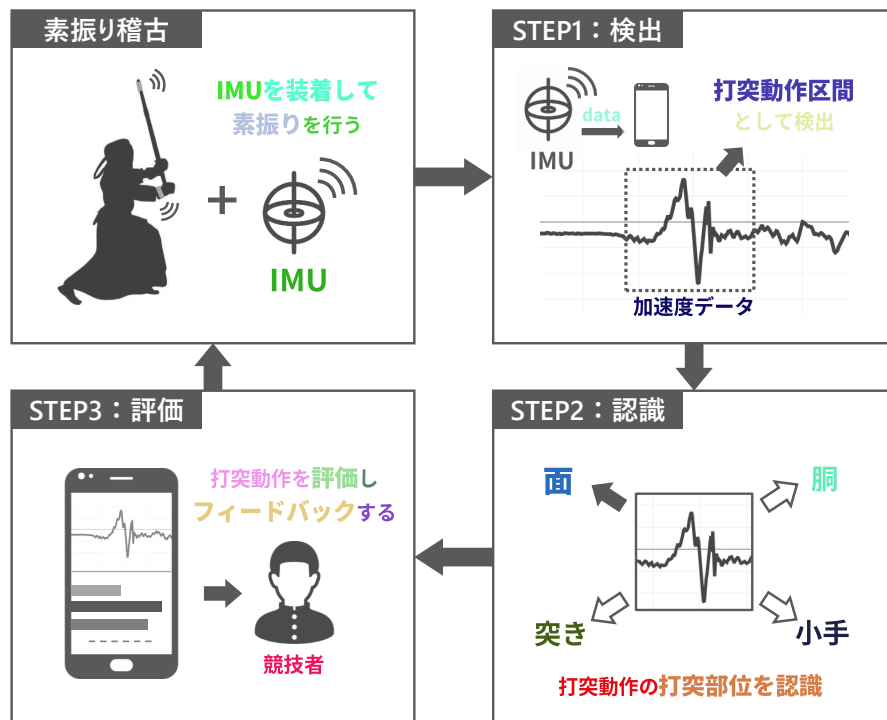


図 1 剣道上達支援システム

この3つのステップを通して、本支援システムは、行われた稽古の自動記録によるユーザのモチベーション維持や、定量的な分析結果に基づいた、ユーザの打突動作補正を行う。これにより、ユーザの剣道技能上達効率の向上を目指す。本論文では、システムの実現に向けて、各ステップに対応した打突動作の区間検出、種類認識、熟練度評価の3つの手法を提案する。以下の節において、剣道上達支援システムが対象とする打突動作と各手法について述べる。

3.2 対象とする打突動作

剣道では、打突動作は特定の対象部位に対してのみ行われ、そのすべて部位は防具によって保護されている。図2は、本研究において分析対象とする5種類の打突動作によって打突される位置を示している。なお、本研究の対象は素振りによ

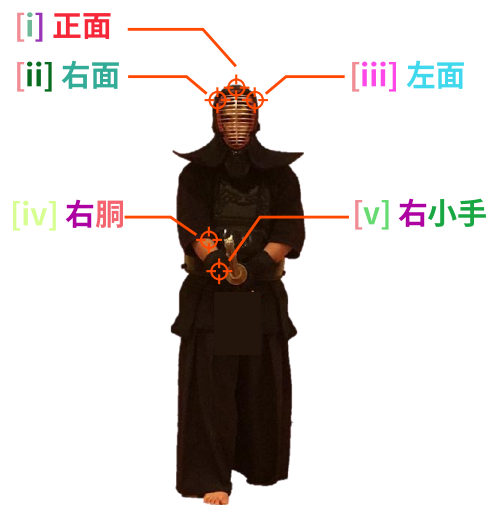


図 2 対象とする打突動作による打突部位

る打突動作であり，防具に対しての打突は行わない．

- 面（正面，右面，左面）

竹刀で相手の頭部を打つ打突のことで，最も基本的な打突動作である．基本は頭部上方を打つ正面打ちが用いられるが，面の側面左右 45°を打つ左右面も存在する．

- 胴（右胴）

竹刀で相手の胴の部分の打つ打突動作である．原則相手の右手側の胴を打つ右胴が主流であり，左胴を打つ逆胴打ちも存在するが，あまり見られない技であるため，本研究では対象外とした．

- 小手（右小手）

竹刀で相手の手首の部分の打つ打突動作である．原則相手の右手首を打つ右小手が主流であり，左小手を打つ逆小手も存在するが，逆胴と同様に珍しい技であるため，本研究では対象外とした．

突きは，相手の喉を竹刀で突く基本的な打突動作の一つであるものの，誤った突きが相手の首に重傷を負わせる可能性があるため，練習や競技中における突きは



(a) 正面



(b) 桐



(c) 小手

図 3 各打突動作の様子

上級者に限定されることがある．そのため，本研究では突きを対象外とした．図 3 は正面，桐，小手の打突動作の様子を示している．面と小手の動きが類似していることが確認できる．

3.3 時系列データからの打突動作検出手法

本研究では，ユーザに装着されたウェアラブルセンサから得られる時系列加速度データから，Dynamic Time Warping (DTW) 距離 [21] に基づいて打突動作区間を検出する．DTW は 2 つの時系列データ間の類似度（距離）を計算する手法である．時系列データは様々な分野で取り扱われており，データマイニング，検索，クラス分類などの処理のために時系列データの類似度計算が求められてきた．最も簡単な類似度計算手法はユークリッド距離であるが，時間軸方向の対応が固定化されているため，長さの異なる時系列データの比較を行うことができない点

や、時間的歪みの影響を受けやすいといった欠点が存在する．DTW はこれらの欠点を克服した時系列データの類似度計算手法である．DTW の特徴として、時系列データにおける 1 点のデータを、もう一方の時系列データにおける複数点のデータに対応付けられるため、時間軸方向の非線形な伸縮を許容できる．そのため、部分的な速度が異なる時系列や、長さの異なる時系列データ間の類似度が求められる．本研究では、剣道経験年数や性別などにより、ユーザによって打突動作の長さや部分的な速度が異なる場合が存在するため、それらに対応している DTW を使用する．

以下に、DTW の具体的なアルゴリズムを示す．長さ m の時系列データ $T_1 = (t_1^1, t_2^1, \dots, t_m^1)$ と長さ n の時系列データ $T_2 = (t_1^2, t_2^2, \dots, t_n^2)$ を考えるとき、これらの DTW 距離 $D(T_1, T_2)$ は次のように定義される．

$$D(T_1, T_2) = d(m, n) \quad (1)$$

$$d(i, j) = |t_i^1 - t_j^2| + \min \begin{cases} d(i, j-1) \\ d(i-1, j) \\ d(i-1, j-1) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} d(0, 0) &= 0, d(i, 0) = d(0, j) = \infty \\ (i &= 1, \dots, m; j = 1, \dots, n) \end{aligned} \quad (3)$$

本稿で提案する手法では、ウェアラブルセンサから取得された打突動作を含む加速度時系列データのサブシーケンスと、事前にラベル付けされた打突動作のテンプレートとの間の DTW 距離が計算され、この DTW 距離に基づいて時系列データから打突動作区間を検出する．はじめに、取得された 3 軸の加速度時系列データの合成値 C を式 (4) を用いて計算する．

$$C_i = \sqrt{(x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \quad (4)$$

この合成加速度の時系列データは、ウィンドウ幅 1.28 秒 (128 サンプル)、スライド幅 0.32 秒 (32 サンプル) のスライディングウィンドウでサブシーケンスに分割される．次に、すべてのサブシーケンスと、手動でラベル付けされた打突動作中の 3 軸の合成加速度データであるテンプレートとの間の DTW 距離を逐次的

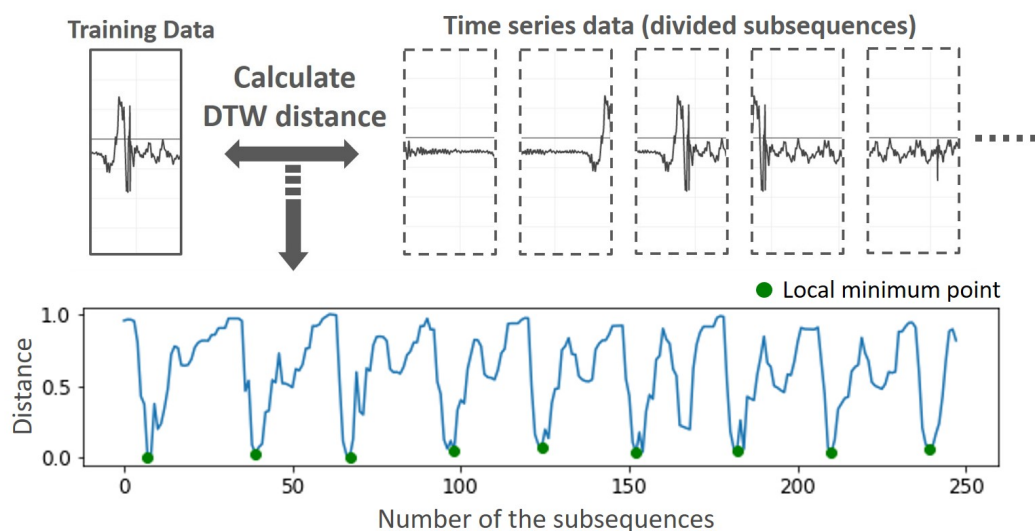
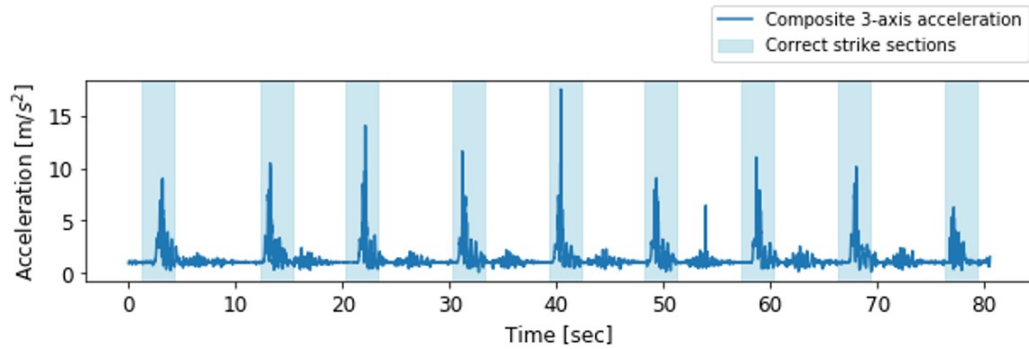


図 4 検出手法の概要と DTW 距離波形の例

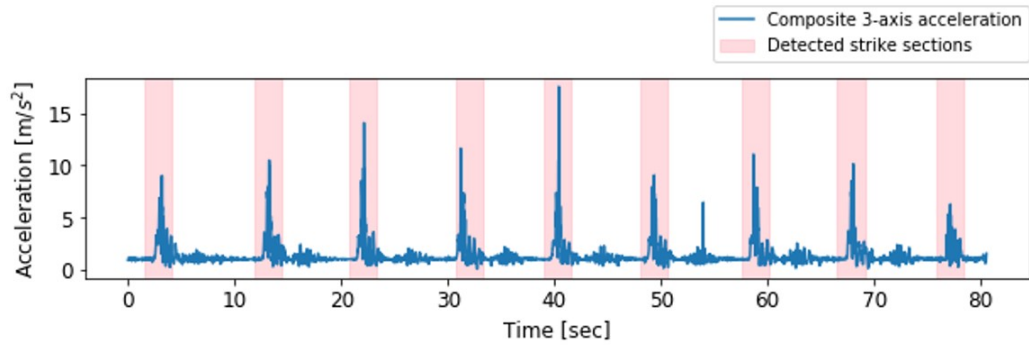
に計算する．得られた DTW 距離データに対して正規化した後， ε 以下の距離値を持つ局所的最小点の検出を行う．ここで検出された局所的最小点に対応するサブシーケンスに対して，前後 0.64 秒（64 サンプル）ずつ補間することで得られる合計 2.56 秒（256 サンプル）の時系列データを打突動作区間とみなして検出し，抽出する．図 4 に，提案する打突動作検出手法の概要図および，同一ユーザの正面のテンプレートに対して計算された，9 回の打突動作を含む合成加速度データの DTW 距離波形を示す．図 4 中の緑色の点は局所的最小点を表している．また，図 5 に，そのときの合成加速度データと提案手法による検出結果を示す．図 5 の青色の範囲は，手動でラベル付けされた打突動作区間を示し，赤色の範囲は打突動作区間として検出されたサブシーケンスを示している．

3.4 ウェアラブルデバイスによる打突動作認識手法

本研究では，ユーザに装着されたウェアラブルセンサから得られる慣性センサデータを用いて，5 種類（正面，右面，左面，胴，小手）あるいは，面を統一した 3 種類（面，胴，小手）の打突動作を認識する．



(a) 手でラベル付けされた打突動作区間



(b) DTW 距離に基づいた打突動作区間

図 5 合成加速度データおよび DTW 距離に基づく検出結果

信号処理プロセスでは、まず、ウェアラブルセンサからサンプリング周波数 100Hz で取得される加速度信号 (Acc-XYZ)、ジャイロ信号 (Gyro-XYZ) に対し、スパイクノイズなどのノイズ除去を行うため、メディアンフィルタと 20Hz の 3 次バタワース・ローパスフィルタを適用する。ノイズ除去された加速度信号 (Acc-XYZ) には重力および体動成分が混在しているため、0.3Hz のバタワース・ローパスフィルタを適用し、重力成分 (GravityAcc-XYZ) と体動成分 (BodyAcc-XYZ) に分離させる。この周波数は重力は低周波成分のみを有すると仮定されていることから決定された [22, 23]。また、体動成分の加速度信号の時間微分を計算することによって取得されるジャーク信号 (BodyAccJerk-XYZ) と、3 軸信

号のユークリッド距離を算出することで取得される合成信号（GravityAcc-Mag, BodyAcc-Mag, BodyAccJerk-Mag）を追加する．ジャイロ信号も同様のプロセスによって，体動成分の角速度信号（BodyAngularSpeed-XYZ）に加えて，角加速度信号（BodyAngularAcc-XYZ）および合成信号（BodyAngularSpeed-Mag, BodyAngularAcc-Mag）を生成する．さらに，上記の信号のうち，GravityAcc-XYZ, GravityAccMag, BodyAngularSpeed-XYZを除く7つの信号に対して，Fast Fourier Transform（FFT）が適用され，周波数ドメインに写像された信号を生成する．その結果，表1に示す合計17種類の信号（10個の時間ドメイン信号および7個の周波数ドメイン信号）が抽出される．

特徴量抽出プロセスでは，信号処理プロセスで得られた17種類の信号が，2.56秒のタイムウィンドウ（256サンプル）で分割され，それぞれのウィンドウデータから特徴量が計算される．運動認識に関する先行研究[24]では，取り出されたデータに各運動の特徴を表すサンプルが十分に含まれているとき，高い認識精度が得られており，剣道の打突動作は約2秒程度であることから本研究でのタイムウィンドウは2.56秒とする．2.56秒のタイムウィンドウで区切られた信号から表2に示す，時間ドメイン特徴量と周波数ドメイン特徴量を含む561個の特徴量を抽出する．これらの特徴量の選択する理由としては，主に慣性データを用いた運動認識/評価に関する先行研究から有効性が示されているためである[22, 23, 25, 26, 27]．抽出された特徴量はそれぞれスケールが異なるため，標準化を行うことで平均が0，標準偏差が1になるようにスケールを揃えた後，それらを基に機械学習によって打突動作の種類認識を行う．

3.5 ウェアラブルデバイスによる打突動作の熟練度評価手法

本研究では，ユーザに装着されたウェアラブルセンサから得られる慣性センサデータを用いて，ユーザが実行した素振り動作の熟練度を評価する．

剣道では，有効打突を獲得するために，競技者は適確に竹刀を操作し，打突部位を素早く正確に打突しなければならない．そこで，熟練度評価モデルを作成するにあたり，以下の3つの仮説を立て，これらに沿った指標を生成する．

表 1 加速度およびジャイロ스코ープから生成される時間・周波数ドメイン信号

Signal name	Type (T: Time, F: Freq.)
Body Acc	T, F
Gravity Acc	T
Body Acc Jerk	T, F
Body Angular Speed	T, F
Body Angular Acc	T
Body Acc Magnitude	T, F
Gravity Acc Mag	T
Body Acc Jerk Mag	T, F
Body Angular Speed Mag	T, F
Body Angular Acc Mag	T, F

仮説 1 : 打突のフォーム

有効打突の条件に沿った、正しい打突動作を習得している熟練者同士の打突動作の軌跡は類似度が高く、習得していない未経験者と熟練者の軌跡は類似度が低い。

仮説 2 : 打突の速さ

熟練者は素早く、冴えのある鋭い打突動作を行えるため、打突動作中の手首や竹刀の動作が未経験者より速い。

仮説 3 : 打突の一貫性

熟練者は打突動作が身に付いているため、複数回の打突動作において軌跡が大きく変化することがない。

隅谷ら [28] は、モーションキャプチャシステムおよび慣性センサデータを用いた少林寺拳法の熟練度評価手法を提案している。これにより、複数の指標から少林寺拳法初心者、6 級、3 級、初段に対して段階的に評価を行った。本研究では隅谷らの手法を参考に、慣性センサから得られる素振り動作の加速度、ジャイロ

表 2 特徴量リスト

Function	Description	Formulation	Type
mean (s)	Arithmetic mean	$\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i$	T, F
std (s)	Standard deviation	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})^2}$	T, F
mad (s)	Median absolute deviation	$median_i(s_i - median_j(s_j))$	T, F
max (s)	Largest values in array	$max_i(s_i)$	T, F
min (s)	Smallest value in array	$min_i(s_i)$	T, F
energy (s)	Average sum of the square	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^2$	T, F
sma (s_1, s_2, s_3)	Signal magnitude area	$\frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^N s_{i,j} $	T, F
entropy (s)	Signal Entropy	$\sum_{i=1}^N (c_i \log(c_i)), c_i = s_i / \sum_{j=1}^N s_j$	T, F
iqr (s)	Interquartile range	$Q3(s) - Q1(s)$	T, F
autorregresion (s)	4th order Burg Autoregression coefficients	$a = arburg(s, 4), a \in \mathbb{R}^4$	T
correlation (s_1, s_2)	Pearson Correlation coefficient	$C_{1,2} / \sqrt{C_{1,1} C_{2,2}}, C = cov(s_1, s_2)$	T
angle (s_1, s_2, s_3, v)	Angle between signal mean and vector	$\tan^{-1}(\ [\bar{s}_1, \bar{s}_2, \bar{s}_3] \times v\ , [\bar{s}_1, \bar{s}_2, \bar{s}_3] \cdot v)$	T
range (s)	Range of smallest value and Largest value	$max_i(s_i) - min_i(s_i)$	T
rms (s)	Root square means	$\sqrt{\frac{1}{N} (s_1^2 + s_2^2 + \dots + s_N^2)}$	T
skewness (s)	Frequency signal Skewness	$E[(\frac{s-\bar{s}}{\sigma})^3]$	F
kurtosis (s)	Frequency signal Kurtosis	$E[(s - \bar{s})^4] / E[(s - \bar{s})^2]^2$	F
maxFreqInd (s)	Largest frequency component	$argmax_i(s_i)$	F
meanFreq (s)	Frequency signal weighted average	$\sum_{i=1}^N (i s_i) / \sum_{j=1}^N s_j$	F
energyBand (s, a, b)	Spectral energy of a frequency band [a, b]	$\frac{1}{a-b+1} \sum_{i=a}^b s_i^2$	F
psd (s)	Power spectral density	$\frac{1}{Freq} \sum_{i=1}^N s_i^2$	F

N : signal vector length, Q : Quartile, T : Time domain features, F : Frequency domain features.

データから3つの仮説に対応する指標に基づいた評価値を算出し、剣道にも適用可能な熟練度評価手法を提案する。

具体的に、打突のフォーム及び速さに関しては、打突動作区間における熟練者のセンサデータ（マスターデータ）とユーザから取得されるセンサデータ（ユーザデータ）を比較することで、評価値を算出する。一貫性に関しては、ユーザデータに含まれる複数回の打突動作を比較することで、評価値を算出する。

3.5.1 前処理

評価値の算出には、3.4項で抽出される体動成分の3軸加速度データ（BodyAcc-XYZ）と3軸ジャイロデータ（BodyGyro-XYZ）を用いるが、ここで取得される加速度は、打突動作の状態によって向きが異なるため、加速度データをユーザの3方向（進行方向、鉛直方向、左右方向）に変換する。例として竹刀先革に装着

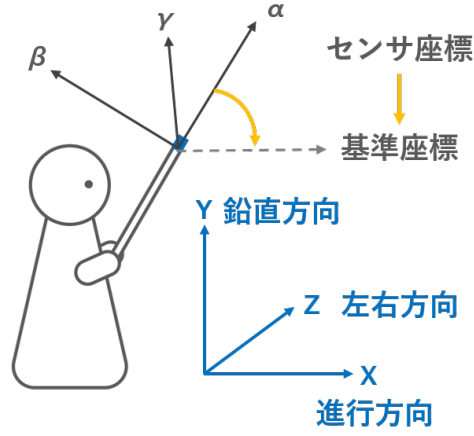


図 6 センサ座標から基準座標への変換

しされたセンサでは，図 (6) に示すように，時刻 t における α 軸， β ， γ 軸の加速度は， $a_\alpha(t)$ ， $a_\beta(t)$ ， $a_\gamma(t)$ として計測される．これらを，進行方向の加速度 $a_x(t)$ ，鉛直方向の加速度 $a_y(t)$ ，左右方向の加速度 $a_z(t)$ に変換するため，まずセンサから取得されるジャイロ $w_x(t)$ ， $w_y(t)$ ， $w_z(t)$ から式 (5) を用いてクォータニオン (q_1, q_2, q_3, q_4) に変換する．次に，得られたクォータニオンを式 (6) に代入することで回転行列が得られ，最後に式 (7) を用いることで 3 方向の加速度を算出できる．

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -w_z & w_y & w_x \\ w_z & 0 & -w_x & w_y \\ -w_y & w_x & 0 & w_z \\ -w_x & -w_y & -w_z & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$A = \begin{bmatrix} q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 & 2(q_1q_2 - q_3q_4) & 2(q_1q_3 + q_2q_4) \\ 2(q_1q_2 + q_3q_4) & -q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 & 2(q_2q_3 - q_1q_4) \\ 2(q_1q_3 - q_2q_4) & 2(q_2q_3 + q_1q_4) & -q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 + q_4^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} a_x(t) \\ a_y(t) \\ a_z(t) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} a_\alpha(t) \\ a_\beta(t) \\ a_\gamma(t) \end{bmatrix} \quad (7)$$

次に、3方向の加速度（進行方向、鉛直方向、左右方向）を用いて、速度に関する指標として躍度及び速度、フォームや一貫性に関する指標として位置を算出する。躍度は、運動成分の加速度の時間微分を計算することによって取得し、速度及び位置は、各方向の加速度を1次、2次積分することで算出する。また、加速度、躍度、速度に関しては、3軸の値に加えて、3軸の合成値を用いる。これは3軸の値の二乗の和の平方根で算出する。

3.5.2 打突のフォームによる評価

打突のフォームによる評価では、加速度から算出された打突動作中のセンサ位置の変動を軌跡として用いる。予め熟練者の軌跡データ（マスターデータ）を設定し、ユーザから取得される軌跡データ（ユーザデータ）との類似度を算出し、評価指標となるか確認する。今回、類似度計算に用いるアルゴリズムとして、DTWを用いる。この理由として、剣道経験者と未経験者の素振り動作の速度が異なる場合、従来の類似度計算アルゴリズムでは軌跡の類似度を正確に測定できないためである。軌跡データに対して正規化した後、打突フォームの類似度による評価値 $Form$ を、式(8)から算出する。このとき $D(m, u)$ はマスターデータとユーザデータ間のDTW距離値とし、 l をデータの長さである。本稿では、 l は打突動作を十分に含む256サンプルとする。

$$Form = 1 - \frac{D(m, u)}{l} \quad (8)$$

3.5.3 打突の速さによる評価

打突の速さによる評価では、加速度及び、加速度から算出された打突動作中の躍度と速度を用いる。熟練者の加速度、躍度、速度の3軸及び合成値から平均、

最大, 最小, 標準偏差を指標として算出し, マスターデータとして予め設定しておく. ユーザからも同様の指標を算出し, ユーザデータとして, マスターデータと比較し, 評価指標となるか確認する. 打突動作の速さによる評価値 $Speed$ は, 各指標に対して式 (9) から算出する. s^u をユーザデータの指標, s^m をマスターデータの指標とする.

$$Speed = \frac{s^u}{s^m} \quad (9)$$

$$s^u = \begin{cases} s^m (s^u > s^m) \\ s^u (s^u \leq s^m) \end{cases}$$

3.5.4 打突の一貫性による評価

打突の一貫性による評価では, フォームによる評価と同様に, 加速度から算出された打突動作中のセンサ位置の変動を軌跡として用いる. 同一ユーザから取得される複数回の打突動作の軌跡データから, すべての軌跡データの総当たりで類似度計算を行い, その平均値を評価指標として用いる. 類似度計算には, DTW を用い, 軌跡データに対して正規化した後, 打突の一貫性 (個人間の打突フォームの類似度) による評価値 $Consistency$ を, 以下の式 (10) から算出する. このとき, $D(u_1, u_2)$ は 2 つのユーザデータ間の DTW 距離値とし, M は打突動作の回数からなる組み合わせの数とする. また, l はデータの長さである. 本稿では, l は打突動作を十分に含む 256 サンプルとする.

$$Consistency = 1 - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{D(u_1, u_2)}{l} \quad (10)$$

4. 評価実験

剣道上達支援システムの実現に向けて，提案手法の有効性を検証するため，計14名から収集された打突動作データセットを作成し，評価実験を行った．本章では，その評価実験の概要について述べる．

4.1 実験概要

評価実験では，3章で提案するウェアラブルセンサから取得される時系列慣性データからの打突動作区間検出および打突動作の種類認識手法において，性能評価を行う．次に，センサデータから打突動作の熟練度評価が可能かの検証を行う．打突動作検出では，様々な部位に装着されたウェアラブルセンサから取得される慣性データを基に，最適なセンサ装着位置や異なるユーザへの適応可能性，剣道経験有無による検出性能を評価する．打突動作認識では，センサ装着位置および機械学習アルゴリズムによる認識性能を評価する．最後に打突動作の熟練度評価では，慣性データから得られる指標から剣道習熟度に応じて，段階的に熟練度を評価可能かどうか検証する．以下の節で実験環境について述べた後，各手法における評価手法について説明する．

4.1.1 使用センサデバイス

ユーザの打突動作情報を取得するためのセンサデバイスとして本研究では，我々が開発した SenStick[29]（図 7）を使用する．SenStick には，8 種類の代表的な MEMS センサ（加速度，ジャイロスコープ，磁気，温度，湿度，圧力，照度，UV）が搭載されており，最大 100Hz でタイムスタンプと共にロギングが可能である超小型マルチセンサボードである．また，SenStick は，32MB のフラッシュメモリを搭載しているため，収集したセンサデータを内部メモリに記録することも可能である．実験時における，データ収集の開始，終了，およびロギングされたセンサデータファイルの吸い出しといった操作は，SenStick とスマートフォンを Bluetooth Low Energy（BLE）通信を介して相互に接続することで，専用のス

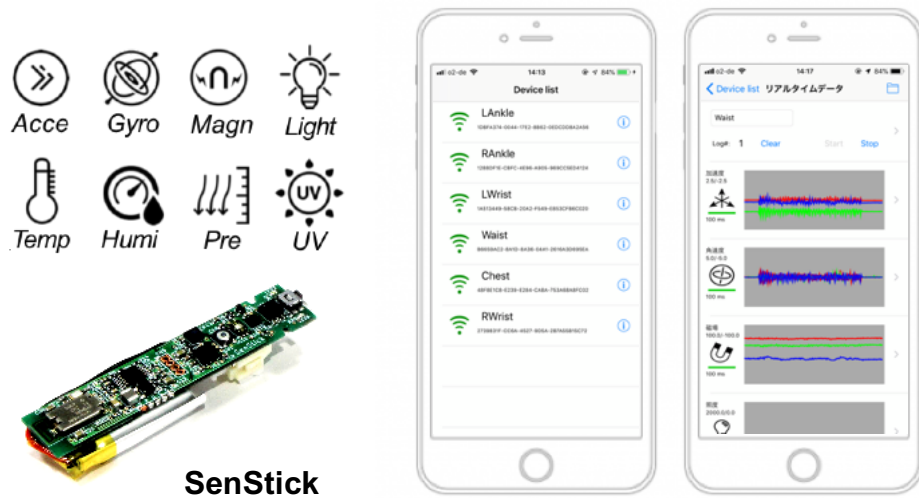


図 7 SenStick

スマートフォンアプリケーションによって行うことが可能である．また，本研究では，SenStick に搭載されている 3 軸加速度センサ，3 軸ジャイロスコプの計 6 軸慣性センサを使用して打突動作情報を記録する．打突動作は高速運動であり，その動きを正確に測定する必要があるため，6 軸慣性センサのサンプリング周波数を最大値の 100Hz に設定する．

4.1.2 ウェアラブルセンサ装着位置

ウェアラブルセンサの装着位置としては，ユーザの装着時の負担および打突動作に与える影響を最小限にする位置が望ましい．図 8 に，本研究におけるウェアラブルセンサの装着位置を示す．本研究ではまず，(1) 右手首を選定した．この理由として，Apple Watch[30] に代表されるように，腕時計型ウェアラブルデバイスが普及していることから，実現可能性が最も高いと考えられるためである．それに加えて，様々な装着位置による結果を検証するため，装着時の負担および打突動作への影響が少ないと考えられる (2) 腰，(3) 竹刀鍔，(4) 竹刀先革にも装着する．ここで，竹刀鍔は竹刀の柄を握る手を防護する部位のことを指し，竹刀

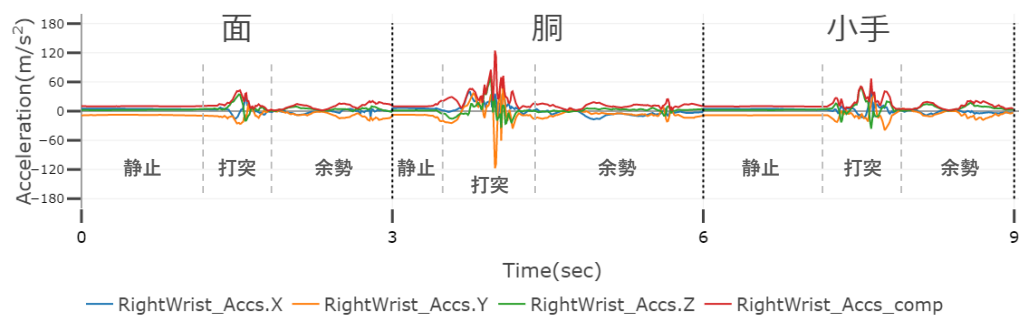


図 8 SenStick の装着位置

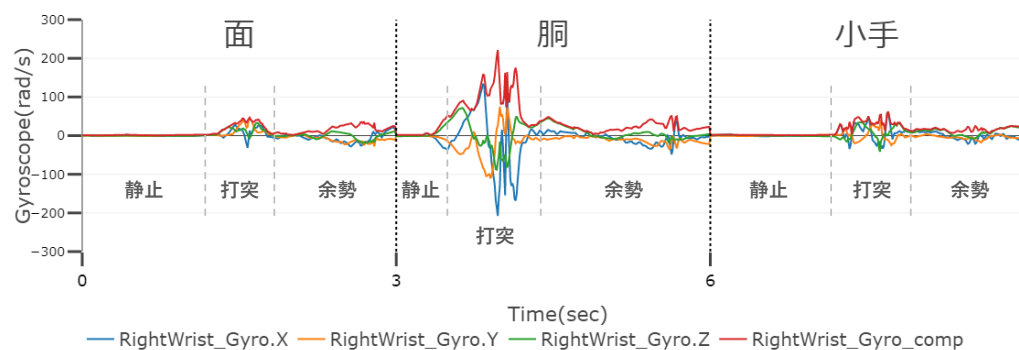
先革は竹刀先端の小さな革の部分のことを指す．一例として，図9にSウェアラブルセンサによって計測された，右手首における加速度データとジャイロデータの波形を示す．各色の波形は，それぞれのセンサのX，Y，Z軸および3軸の合成値の加速度と角加速度の値を示している．図9では静止，打突，打突後の余勢の3つの状態が確認でき，各打突動作時に生成される信号パターンを計測できている．

4.1.3 データセット

表3に示すように，7人の剣道経験者と7人の剣道初心者あるいは未経験者を含む，計14名の実験参加者（男性13名，女性1名，年齢 18.9 ± 3.9 ）から打突動作のセンサデータを収集した．剣道経験者には4名の初段所有者と2名の2段所有者がおり，一般的に段所有者は，剣道技術の基本が習得されていることを意味する．身体および竹刀の複数の部位に装着されたウェアラブルセンサと提案手法における性能の関係性を検証するために，評価実験では4つのウェアラブルセンサが実験参加者の右手首，腰，竹刀鐔，竹刀先革に取り付けられ，100 Hzのサンプリング周波数で慣性センサデータ（3軸加速度および3軸ジャイロデータ）が



(a) 加速度データ



(b) ジャイロデータ

図 9 右手首に装着した IMU のデータ波形

記録された。実験参加者が剣道未経験者である場合、経験者による軽い指導を行った後に打突動作の計測が行われた。打突動作の前には 5 秒程度の静止状態をとり、5 種類の打突動作（正面、右面、左面、右胴、右小手）に対して素振りを 10 セットずつ行った。結果として合計 700 セットの打突動作のセンサデータを収集した。センサデータには、各被験者の実験開始時点から終了時点までのすべての動作がタイムスタンプと共に記録されており、オフラインで解析された。すべての打突動作はセンサデータと共に映像としても記録されており、各打突動作は映像とタイムスタンプに基づいて手作業でラベル付けされた。

表 3 実験参加者データ

実験参加者	年齢	性別	経験年数（年）	段級位
A	23	Men	0	無し
B	23	Men	0	無し
C	23	Women	0	無し
D	17	Men	0	無し
E	13	Men	0	無し
F	24	Men	0	無し
G	23	Men	0	無し
H	15	Men	3	一級
I	23	Men	2	初段（引退）
J	17	Men	3	初段
K	16	Men	3	初段
L	15	Men	4	初段
M	17	Men	5	二段
N	15	Men	8	二段

4.2 打突動作検出結果

評価実験では、提案する打突動作の検出手法について、(1) 類似度計算手法による比較および、(2) 検出手法の汎化性能評価の 2 つの評価方法で検討を行った。以下の項で、それぞれについて説明するとともに結果を示す。

4.2.1 類似度計算手法による比較

提案手法の打突動作の検出に有効であるかを評価するために、DTW を用いた手法と他の類似度計算手法との比較を行った。他の類似度計算手法として、ユークリッド距離とコサイン類似度を用いた。長さの m の時系列データ $T_1 = (t_1^1, t_2^1, \dots, t_m^1)$ および $T_2 = (t_1^2, t_2^2, \dots, t_m^2)$ が与えられたとき、ユークリッド距離 D_{Eu} およ

びコサイン類似度 Sim_{Cos} は式 (11), (12) で定義される.

$$D_{Eu}(T_1, T_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (t_i^1 - t_i^2)} \quad (11)$$

$$Sim_{Cos}(T_1, T_2) = \sum_{i=1}^m t_i^1 t_i^2 / \sqrt{\sum_{i=1}^m t_i^1} \sqrt{\sum_{i=1}^m t_i^2} \quad (12)$$

ここでは, 各実験参加者の右手首に取り付けられたウェアラブルセンサから取得した5種類の打突動作の加速度時系列データを使用した. 各時系列データには, 10セット分の同じ種類の打突動作が含まれている. 各実験参加者の10セットの各打突動作のうち, 1セットを時系列データからテンプレートとして抽出し, 残り9セットを含む時系列データのサブシーケンスを入力データとして用いた. 交差検証により, 各セットは必ず1回テンプレートとして使用する. 全ての類似度計算手法において, テンプレートおよびサブシーケンスの両方の長さは1.28秒(128サンプル)とした.

表4に, DTW とその他の類似度計算手法を用いた打突動作種類別の検出精度結果を示す. また, 図10に, 剣道経験者と未経験者のデータを用いたときの検出精度を示す. 横軸は実験参加者の剣道経験による精度を示し, 類似度計算手法は色分けされている. 表4および図10より, DTW を用いたとき, 最も高い検出精度を得られることを確認した. 対照的に, ユークリッド距離を用いたとき, 検出精度は著しく低下したことから, 打突動作を正確に検出する類似度計算手法として, 時間方向に伸縮できるDTWが有効であることを確認した.

4.2.2 検出手法の汎化性能評価

提案手法の汎化性能を確認するために, A) 同一ユーザの同一種類の打突動作検出, B) 同一ユーザの異なる種類の打突動作検出, C) 異なるユーザの同一種類の打突動作検出, D) 異なるユーザの異なる種類の打突動作検出の4種類の評価方法を検討した. 図11に各評価方法の概要図を示す. それぞれの評価方法において, テンプレートの長さを3.01秒(301サンプル)およびサブシーケンスの長さは1.28秒(128サンプル)とした. 以下で各評価方法について説明する.

表 4 類似度計算手法による検出精度

テンプレート	DTW	ユークリッド距離	コサイン類似度
正面	96.5%	56.6%	86.0%
右面	94.4%	50.0%	86.1%
左面	96.4%	55.4%	94.0%
胴	90.7%	59.4%	81.1%
小手	96.1%	58.3%	89.3%
平均	94.8%	55.9%	87.3%

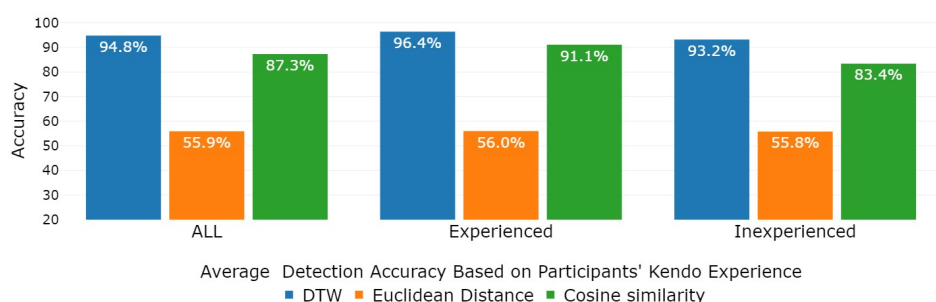


図 10 剣道経験による検出精度

A) 同一ユーザの同一種類の打突動作検出

ここでは、テンプレートと入力データは、同一の実験参加者および同一種類の打突動作を用いた。10 セットの打突動作のうち、1 セットを時系列データからテンプレートとして抽出し、残りの9セットを含む時系列データを入力データとして用いた。交差検証により、各セットは1回ずつテンプレートとして使用されている。また、ここではウェアラブルセンサ装着位置による検出精度も比較した。

表 5 に、同一ユーザの同一種類の打突動作を検出した結果を示す。ここでは、剣道経験の有無を考慮して、ウェアラブルセンサ装着位置による検出精度も同様に比較した。まず、全実験参加者の結果に着目すると、ウェアラブルセンサを右手首に装着したときに最も高い検出精度を得られ、F 値：93%でであった。一方

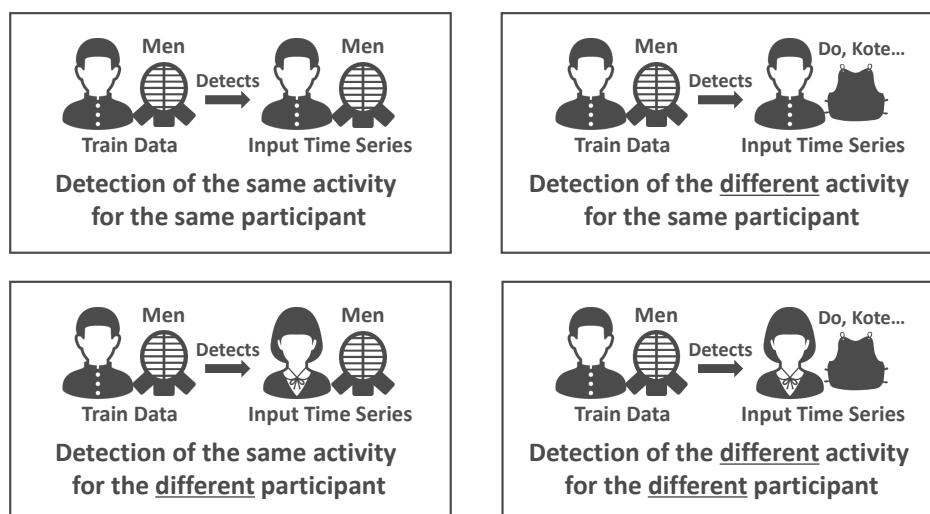


図 11 打突動作検出における汎化性能評価手法

で、最低の検出精度はウェアラブルセンサを竹刀鐙と竹刀先革に装着したときの F 値：86.8%であった。剣道経験者の中で最も高い検出精度であったのは、ウェアラブルセンサを竹刀先革に装着したときで、F 値：99.1%であった。その後、竹刀鐙、腰、右手首と続き、すべての検出精度が 95.0%を超えていることを確認した。剣道未経験者の場合、ウェアラブルセンサを右手首に装着したときに最も高い検出精度を得られ、F 値：92.8%であった。その後、腰、竹刀鐙、竹刀先革と続き、経験者と逆順となった。竹刀先革では、F 値で 24.5%の開きが確認できた。その理由として、正面の 1 回目をテンプレート、29 回目を含む時系列データを入力データとしたときの、経験者の DTW 距離（図 12(a)）および未経験者の DTW 距離（図 12(b)）の波形を比較すると、経験者の波形は 9 回のピークが明確であるのに対し、未経験者の波形は歪んでいることが確認できる。この結果は、経験者がほぼ一定の動きで 10 回の打突動作を実行できているが、未経験者は各打突動作に対して毎回異なる動きとなっていることを示している。一方、右手首では、経験者と未経験者の検出精度の開きが最も小さく、2.9%であった。これより、提案する打突動作検出手法において最も適している装着位置は右手首であると考え

表 5 同一ユーザの同一種類の打突動作検出結果

装着位置	右手首			腰		
打突動作	全体	経験者	未経験者	全体	経験者	未経験者
正面	95.1%	95.7%	94.5%	94.7%	98.6%	90.8%
右面	94.6%	96.0%	93.3%	95.6%	97.7%	93.4%
左面	95.3%	95.2%	95.4%	92.4%	97.4%	87.4%
右胸	90.0%	93.5%	86.4%	88.6%	90.6%	86.6%
右小手	96.3%	98.1%	94.5%	93.7%	97.0%	90.5%
平均	94.2%	95.7%	92.8%	93.0%	96.2%	89.8%

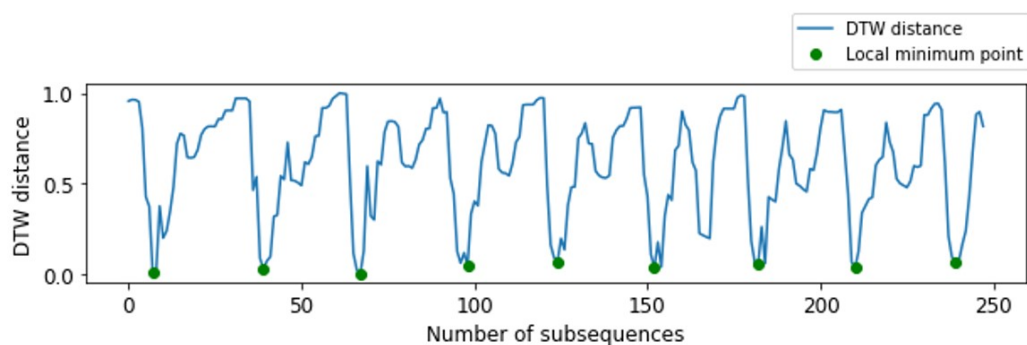
装着位置	竹刀鐔			竹刀先革		
打突動作	全体	経験者	未経験者	全体	経験者	未経験者
正面	86.7%	99.4%	74.0%	86.0%	99.2%	72.7%
右面	89.0%	97.7%	80.2%	84.2%	99.2%	69.2%
左面	89.3%	97.3%	81.3%	89.3%	99.3%	79.3%
右胸	82.2%	96.6%	67.7%	85.4%	97.8%	73.0%
右小手	86.7%	99.8%	73.6%	89.3%	99.9%	78.6%
平均	86.8%	98.2%	75.4%	86.8%	99.1%	74.6%

る。よって、以降の評価では、右手首に装着したウェアラブルセンサから得られるデータを用いる。

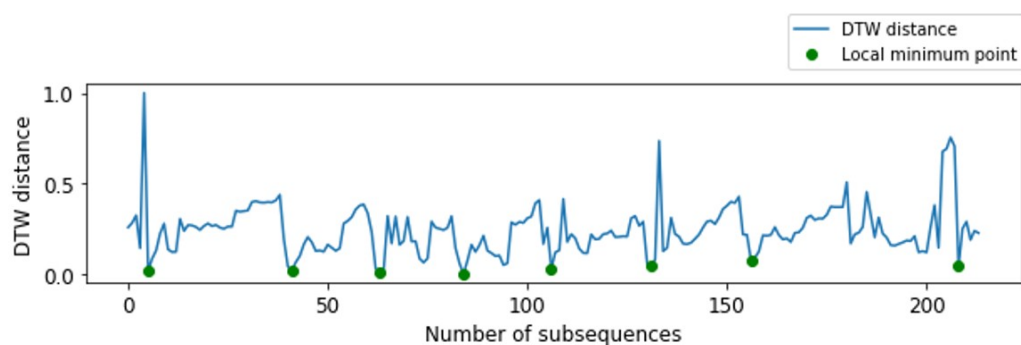
B) 同一ユーザの異なる種類の打突動作検出

ここでは、テンプレートと入力データは、同一の実験参加者の異なる種類の打突動作を用いた。各参加者が行ったすべての打突動作がテンプレートとして1回用いられ、異なる4種類の打突動作を10セットずつ含む時系列データを入力データとして用いた。

表6に、同一ユーザの異なる種類の打突動作を検出した結果を示す。全被験者



(a) 剣道経験者の DTW 距離



(b) 剣道未経験者の DTW 距離

図 12 剣道経験の有無による DTW 距離波形

に着目すると，検出精度の平均は 89.9% となり，同一種類の打突動作検出から少し精度が低下していることが確認できた．

C) 異なるユーザの同一種類の打突動作検出

ここでは，テンプレートと入力データは，異なる実験参加者の同一種類の打突動作を用いた．ここではテンプレートとして，ベースとなる参加者（剣道経験者 1 名，未経験者 1 名）のセンサデータを使用した．2 名が行ったすべての打突動作がテンプレートとして 1 回用いられ，異なる参加者の同一種類の打突動作を 10 セット含む時系列データを入力データとして用いた．

表 7 に，同一ユーザの異なる種類の打突動作を検出した結果を示す．経験者のデータと，未経験者のデータをそれぞれテンプレートとしたときの結果を示して

表 6 同一ユーザの異なる種類の打突動作検出結果

打突動作	全体	経験者	未経験者
正面	91.9%	92.5%	91.2%
右面	88.7%	90.1%	87.3%
左面	90.2%	89.4%	91.1%
右胴	86.8%	89.4%	84.3%
右小手	92.1%	91.9%	92.3%
平均	89.9%	90.7%	89.2%

表 7 異なるユーザの同一種類の打突動作検出結果

テンプレート	経験者			未経験者		
入力データ	全体	経験者	未経験者	全体	経験者	未経験者
正面	96.7%	98.3%	95.4%	53.8%	46.7%	62.0%
右面	99.1%	99.3%	98.9%	40.9%	29.2%	54.6%
左面	96.4%	94.5%	98.1%	41.4%	31.2%	53.3%
右胴	89.2%	91.9%	87.0%	15.2%	10.6%	20.5%
右小手	94.2%	92.7%	95.5%	46.8%	37.9%	57.2%
平均	95.2%	95.3%	95.0%	39.6%	31.1%	49.5%

いる。結果として、剣道経験者のデータをテンプレートとしたとき、高い検出精度を得られるが、未経験者のデータをテンプレートとすると、著しく検出精度が低下した。

D) 異なるユーザの異なる種類の打突動作検出

ここでは、テンプレートと入力データは、異なる実験参加者の異なる種類の打突動作を用いた。ここでもテンプレートとして、ベースとなる参加者（剣道経験者 1 名、未経験者 1 名）のセンサデータを使用した。2 名が行ったすべての打突動作がテンプレートとして 1 回用いられ、異なる参加者の異なる 4 種類の打突動作を 10 セットずつ含む時系列データを入力データとして用いた。

表 8 異なるユーザの異なる種類の打突動作検出結果

テンプレート 入力データ	経験者			未経験者		
	全体	経験者	未経験者	全体	経験者	未経験者
正面	95.7%	96.4%	95.0%	39.9%	35.8%	44.7%
右面	96.5%	95.9%	97.0%	37.2%	26.9%	49.2%
左面	96.1%	95.2%	96.9%	33.5%	25.0%	43.4%
右胴	90.3%	92.0%	88.8%	41.4%	27.6%	57.4%
右小手	96.6%	97.4%	95.9%	36.7%	30.1%	44.5%
平均	95.0%	95.4%	94.7%	37.7%	29.1%	47.8%

表 8 に、同一ユーザの異なる種類の打突動作を検出した結果を示す。これより、剣道経験者のデータをテンプレートとしたとき、異なるユーザの異なる種類の打突動作であっても高い検出精度を得られた。すなわち、提案する打突動作の検出手法では、剣道経験者のデータを用いたテンプレートとすることで高い汎化性能を有すると考えられる。

4.3 打突動作種類認識結果

評価実験では、提案する打突動作の種類認識手法について、(1) 異なる機械学習アルゴリズムによる比較、(2) ウェアラブルセンサ装着位置による比較の 2 つの評価方法で検討を行った。また、それぞれについて、学習モデルの汎化性能を確認するために、ユーザ依存 (PD : Person Dependent) およびユーザ独立 (PI : Person Independent) の 2 通りで評価した。PD の場合、leave-one-set-out cross-validation で評価した。特定の実験参加者で取得された 10 セットの打突動作のうち、9 セットのデータが訓練データに使用され、残りの 1 セットのデータがテストデータに使用された。交差検証により、各セットは必ず 1 回はテストデータとして使用される。PI の場合、leave-one-person-out cross-validation で評価した。13 名のデータが訓練データとして使用され、残りの 1 名のデータがテストデータとして使用された。交差検証により、全員のデータが必ず 1 回テストデータとして

使用される。以下の項でそれぞれについて説明するとともに結果を示す。

4.3.1 異なる機械学習アルゴリズムによる比較

打突動作の種類認識手法において、どの機械学習アルゴリズムが最適かを検討するために、Support Vector Machine (SVM)、Random Forest (RF)、K-Nearest Neighbor (KNN)、Artificial Neural Network (ANN) の4つを用いて認識精度の比較を行った。学習モデルの構築には、Python の機械学習ライブラリである scikit-learn[31] を用いており、各機械学習のパラメータは scikit-learn のデフォルト設定である。また、これらの機械学習アルゴリズムを選択する理由として、慣性データを用いた運動/行動認識に関する先行研究 [25, 26, 27, 32] において有効性が示されているためである。また、学習モデルの性能を最適化するために特徴量選択手法を適用し、最も高い認識精度となった際の特徴量を用いている。

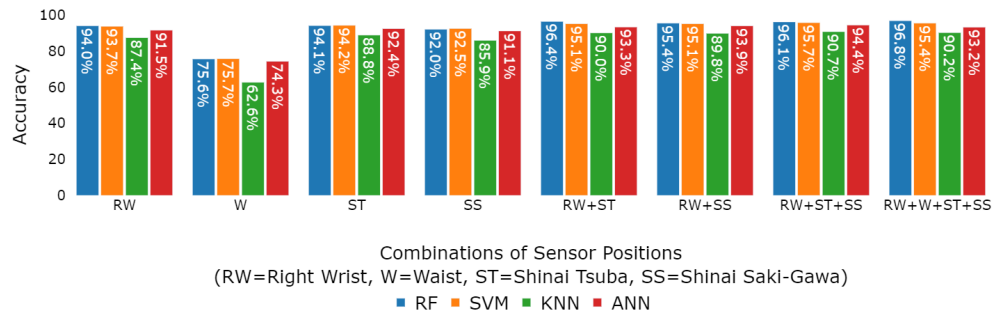
図 13(a) および図 13(b) に4つの異なる機械学習アルゴリズム (RF, SVM, KNN, ANN) を用いた、ユーザ依存 (PD) の認識結果を示す。また、図 14(a) および図 14(b) に、ユーザ非依存 (PI) の打突動作認識結果を示す。これらの結果は、14人の実験参加者の平均 F 値を示している。ここで、F 値は適合率と再現率の調和平均から算出されるものであり、式 (13) で表される。

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}} \quad (13)$$

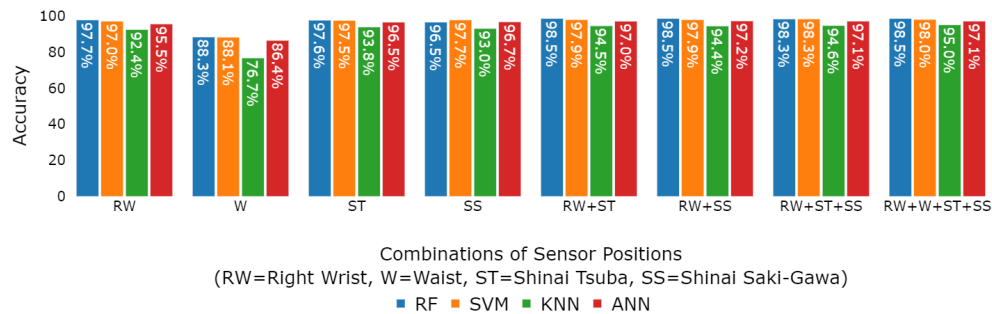
PD の場合、最も高い認識精度を得られた機械学習アルゴリズムは Random Forest (RF) であった。一方で、K-Nearest Neighbor (KNN) が最も認識精度が低い結果となった。PI の場合、Support Vector Machine (SVM) と Artificial Neural Network (ANN) で高い認識精度を得られた。よって、PD の場合、Random Forest (RF) が適しており、PI の場合、Support Vector Machine (SVM) と Artificial Neural Network (ANN) が有効であることを確認した。

4.3.2 ウェアラブルセンサ装着位置による比較

打突動作の種類認識手法において、最適なウェアラブルセンサ装着位置を検討するために、様々な装着位置での認識精度を比較した。



(a) 5 種類の打突動作の認識結果

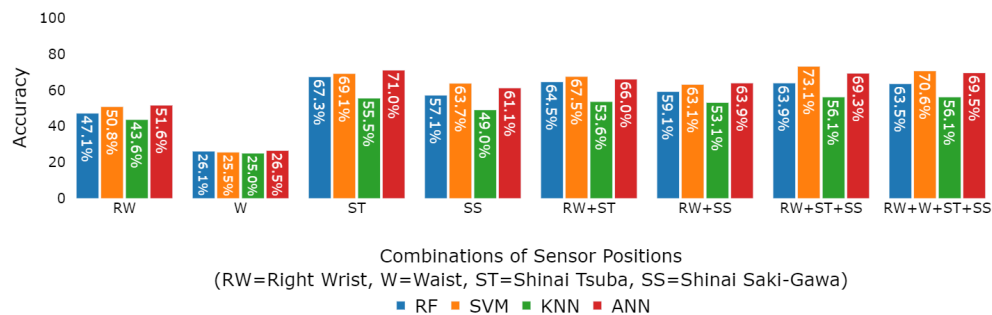


(b) 3 種類の打突動作の認識結果

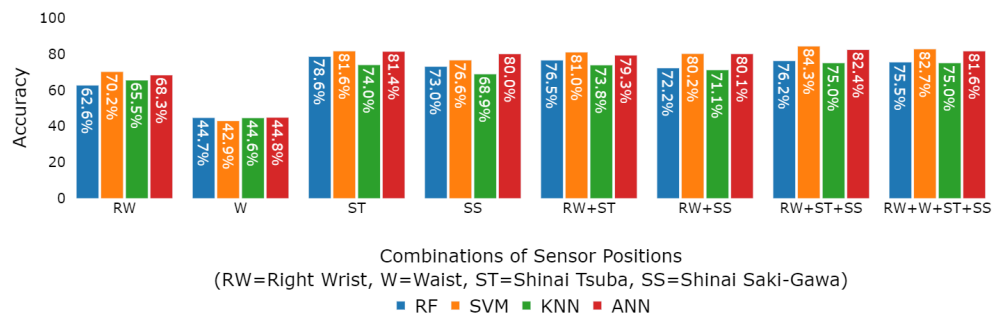
図 13 PD における打突動作認識結果 (F 値)

図 13 より、PD のケースでは、ウェアラブルセンサを 1 つだけ用いた場合でも、右手首 (RW) で 94.0% (5 種類分類)，97.7% (3 種類分類)，竹刀鐔 (ST) で 94.2% (5 種類分類)，97.6% (3 種類分類) の高い認識精度を得られた。また、2 箇所以上のウェアラブルセンサを組み合わせた場合、右手首と竹刀鐔の組み合わせ (RW + ST) において、96.4% (5 種類分類)，98.5% (3 種類分類) と、さらに認識精度が向上した。

図 14 より、PI のケースでは、1 箇所みのウェアラブルセンサを用いたとき、最も高い認識精度を得られたのは、竹刀鐔 (ST) で 71.0% (5 種類分類)，81.6% (3 種類分類) と、PD のケースと比較して認識精度が低下した。図 15 に PI のケー



(a) 5種類の打突動作の認識結果



(b) 3種類の打突動作の認識結果

図 14 PIにおける打突動作認識結果 (F 値)

スにおける，ウェアラブルセンサを竹刀鐔に装着した際の混同行列を示す．5種類の打突認識では，3種類の面での誤認識が多く，3種類の打突認識では，面と小手での誤認識が多いことが確認できる．撮影された映像を確認した結果，未経験者の正しい打突動作が分からないことによる全体的な打突動作のばらつき，実験参加者によって左右面の打突角度が異なっていること，一部の実験参加者の面の打突動作において，竹刀の振りかぶりが小さく，目視でも小手との差がわずかしかなことなどが確認できた．これより，PDのケースと比較してPIのケースで認識精度が低下したのは，実験参加者によって打突動作が異なることが原因であると考えられる．2箇所以上のウェアラブルセンサを組み合わせせた場合，右手

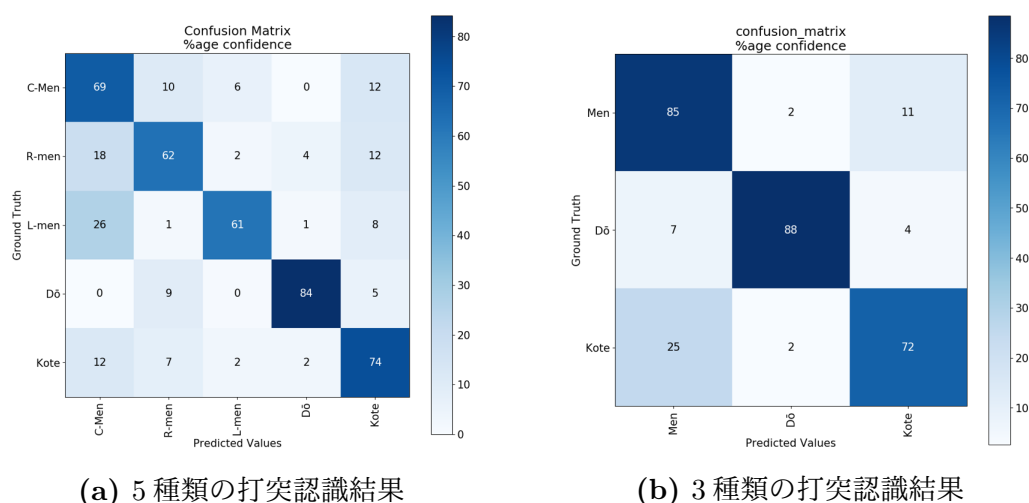


図 15 PI における竹刀鐔のセンサデータを用いた打突認識による混同行列

首，竹刀鐔，竹刀先革の組み合わせ（RW + ST + SS）において，73.1%（5 種類分類），84.3%（3 種類分類）となり，PI のケースと同様にセンサの組み合わせによって認識精度が向上することを確認した。

4.4 打突動作の熟練度評価

評価実験では，提案する素振りによる打突動作を，3.5 項で述べた指標を用いて熟練度を評価できるかどうか検証した．打突のフォーム及び速さによる評価では，実験参加者の中で最も剣道経験年数が長く，二段を有しているユーザのデータをマスターデータとし，評価を行った．また，評価値の値は高いほど，熟練度が高いことを示している

図 16 にマスターデータとユーザデータ間の打突フォームの軌跡の類似度に基づいた，打突動作及びウェアラブルセンサ装着位置別の経験別の評価値を示す．いくつかの項目において，未経験者の方が高い評価値となっているものが存在するが，基本的には経験者の方が高い評価値を得られていることが確認できる．特に，ウェアラブルセンサの装着位置で比較すると，竹刀鐔及び先革に装着したときの評価値では，他の位置を比較して差が明確であることが多く，未経験者が竹

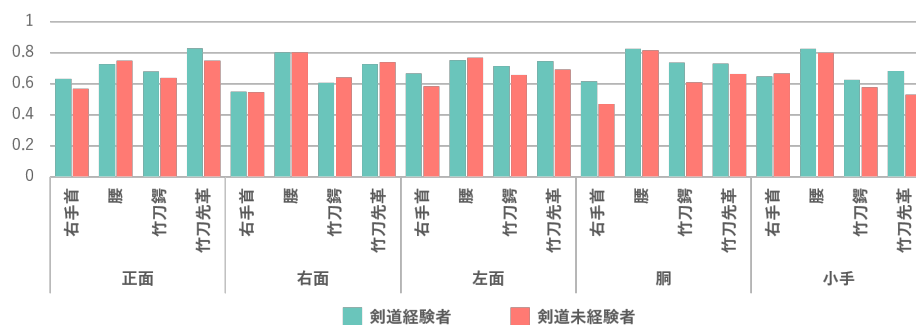


図 16 打突のフォームによる評価

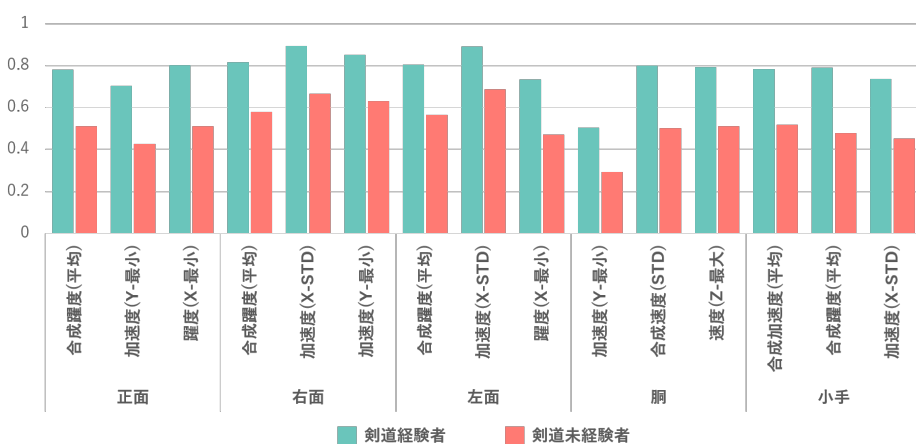


図 17 打突の速さによる評価

刀操作を苦手としていることが考えられる。また、打突動作の種類で比較すると、胴や小手といった技において未経験者の評価値が低下しており、面と比較して難しい技であることが分かる。これより、打突のフォームは熟練度を評価する指標となることが確認できた。

打突の速さによる評価では、最も打突動作に速さが表れる位置である竹刀先革に装着したセンサのデータに基づいて評価を行う。3.5.3 節で述べたように、加速度、躍度、速度から 75 個の評価指標を算出した。初めに、これらの評価指標が熟練度に影響を及ぼす指標であるかを確認するため、この 75 個の評価指標を特徴量として機械学習手法であるランダムフォレストと、特徴量選択手法である

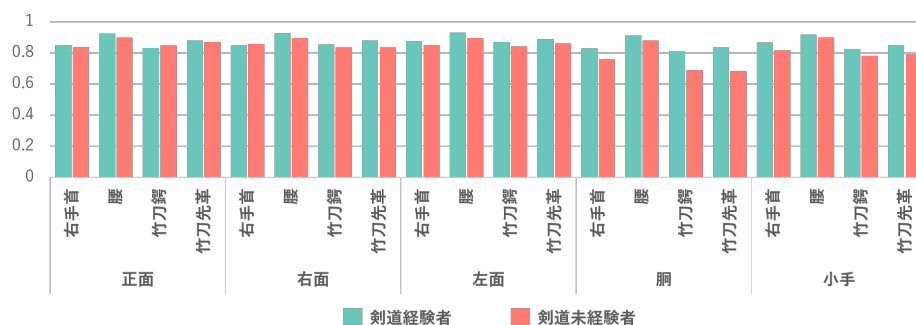


図 18 打突の一貫性による評価

RFE (Recursive Feature Elimination) を用いて、指標の絞り込みを行った。図 17 に、絞り込みの結果得られた各技の上位 3 個の指標に基づいて評価値を算出した結果を示す。ここで、X は進行方向、Y は鉛直方向、Z は左右方向を意味している。殆どの項目が加速度または躍度に関するものとなり、経験者と未経験者の評価値も大きな差が開いた。これより、経験者と未経験者で打突の速度に関しては大きな差はないものの、経験者は最高速度に到達するまでに要する時間が短いことが考えられる。したがって、打突の速さは熟練度を評価する指標となることが確認できた。

図 18 に同一ユーザの打突フォームの軌跡の一貫性に基づいた、打突動作及びウェアラブルセンサ装着位置別の経験別の評価値を示す。殆どの項目において、経験者の方がわずかに高い評価値となっていることが確認できる。これは、未経験者に正しい打突動作が身に付いておらず、打突毎に少し変化していることを示している。また、打突のフォームによる評価結果と同様に、竹刀鐔および先革にウェアラブルセンサを装着したとき、胴や小手といった技において評価値が低下しており、未経験者と経験者の間に差が表れやすい項目であることが分かった。これより、打突の一貫性も同様に、熟練度を評価する指標となることが確認できた。

5. 結論

本論文では、日本の伝統的な武道の一つである剣道に着目し、初心者でも効果的な剣道稽古を単独で行える新しい支援システムの実現を目指して、慣性センサ内蔵ウェアラブルセンサを用いた打突動作の検出、種類認識、および熟練度評価手法を提案した。提案手法の有効性を評価するため、(1) ユーザから取得されたデータからの打突動作区間検出、(2) 打突動作の技の種類認識、(3) 認識された打突動作に対しての熟練度評価に関する評価実験を行った。

はじめに、ウェアラブルセンサを右手首、腰、竹刀鍔、竹刀先革に装着した14名の実験参加者（剣道経験者7名、未経験者7名）から素振りによる打突動作の慣性センサデータを収集した。

(1) では、テンプレートと入力される時系列センサデータ間のDTW (Dynamic Time Warping) 距離を計算し、打突動作区間を検出した。その結果、剣道経験者のデータをテンプレートに用いると、異なるユーザの異なる種類の打突動作であっても、F 値：95.0%の精度で打突動作を検出できることを確認した。

(2) では、教師付き機械学習手法を用いた推論モデルによって、5種類（正面、右面、左面、胴、小手）と面を統一した3種類（面、胴、小手）の打突動作を分類した。評価はユーザに依存するケース（PD）と依存しないケース（PI）の2通りで行い、PDでは、竹刀鍔の1箇所だけにウェアラブルセンサを装着した場合、5分類でF 値：71.0%、3分類でF 値：81.6%の認識精度となった。PIでは、右手首の1箇所にウェアラブルセンサを装着した場合、5分類でF 値：94.0%、3分類でF 値：97.7%の認識精度となった。また、複数の位置にウェアラブルセンサの装着することで、認識精度が向上することを確認した。機械学習アルゴリズムとしては、Random Forest (RF)、Support Vector Machine (SVM)、Artificial Neural Network (ANN) の3つで高い認識精度を得られることが確認できた。

(3) では、有効打突の条件に基づいて、打突動作のフォーム、速さ、一貫性に関する3つの仮説を立て、慣性センサより得られる加速度とジャイロから、仮説に沿った評価値を算出した。打突のフォーム及び速さに関しては、打突動作区間における熟練者のセンサデータ（マスターデータ）とユーザから取得されるセンサデータ（ユーザデータ）を比較し、一貫性に関しては、ユーザデータに含ま

れる複数回の打突動作を比較することで、評価値を算出した。その結果、打突のフォーム、速さ、一貫性に基づいた多くの指標において、経験者と未経験者の間の評価値の差が明確に確認できたため、これらは熟練度評価に有効な指標であるのではないかと考えられる。

今後の研究課題として、各提案手法の改善が求められる。打突動作の検出では、従来の DTW アルゴリズムを用いているが、すべてデータ点に対して距離を計算するため、時系列の長さが m と n であるとき、計算量は $O(m \times n)$ となり、リアルタイムでの打突動作検出は難しい。したがって、精度を低下させずに手法の高速化が必要である。DTW を高速化した手法がいくつか提案されており [33, 34], これらを用いることで改善が期待できる。

打突動作の認識では、非ユーザ依存 (PI) における認識精度の向上が必要である。実用的なシステムとするには、5 種類の打突動作を 90% 以上とすることが望ましい。また、剣道には他にも様々な応用技が存在するため、認識可能な技の種類の増加も求められる。これらの問題は、より多くの打突動作データを収集することで、改善されると考える。また、提案手法ではウィンドウ内の情報を特徴量に変換することで、データの時間軸を破棄するため、時間軸を保持したまま機械学習を行う手法により改善される可能性がある。

打突動作の熟練度評価では、一部の指標において、剣道経験者であっても低い評価とされる場合や、未経験者であっても高い評価とされる場合が存在した。この理由として、センサデータに含まれるノイズによる影響や、打突動作の個人差などが考えられる。したがって、ノイズ除去や個人差に影響を受けないような評価システムの構築や、経験者内でも段位等に応じて段階的に熟練度を評価できる手法が求められる。また、提案手法では、右手首、腰、竹刀鐙・先革の 4ヶ所のウェアラブルセンサから評価を行っているため、フォームによる評価において、下半身の動きの正確さは考慮されていない。剣道において、下半身の動きも重要であるため、足へのセンサ装着や腰のセンサデータから下半身の動作を推定する手法の検討が必要である。さらに、本研究では二段を有する実験参加者をマスターデータとしたが、より高い段位を有する熟練者からもデータを収集する必要がある。

そして、本研究で使用したウェアラブルセンサは質量が小さく、打突動作には

とんど影響を与えないと予想されること，既にスマートウォッチの普及が進んでいることなどから，上記の研究課題を解決し，ユーザに適切なアドバイスを行うフィードバック機能を開発することで，剣道上達支援システムの実現は十分に可能である．

謝辞

本研究を進めるにあたり、安本慶一教授には、研究全般に関し、多大なるご指導・ご助言を賜りました。また、充実した研究環境の整備など、研究活動を手厚くご支援いただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

清川清 教授には、ご多忙の中、論文審査委員を引き受けてくださった上で、副指導教官として様々なご助言をいただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

荒川豊 客員教授には、ご多用にも関わらず論文の添削などで、的確なご指導およびご指摘をいただきました。また、本研究を進めるにあたり様々な視点から有用な知見やご助言を賜りました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

諏訪博彦 特任准教授には、本研究を進めるにあたり、使用するデータの分析を始めとした専門的な立場からのご指導・ご助言をいただきました。研究に関する相談にも、丁寧に回答してくださいました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

藤本まなと 助教には、学生に近い立場から、論文執筆時の基礎や本研究に関するご助言を賜りました。締め切り直前となってしまった論文でも丁寧に添削をしていただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

水本旭洋 大阪大学特任教授には、研究だけでなく、プライベートの相談などにも乗っていただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

松田裕貴 助教は、プレゼンテーションのスライドデザインなど多くの点で参考とさせていただきます。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

金岡恵 事務補佐員、山内奈緒 事務補佐員には、学会や出張に関する事務処理を始め、研究生生活の様々な場面でご支援いただきましたこと、謹んで感謝申し上げます。

また研究全般において、的確なアドバイスをくださった、中村優吾 先輩、河中祥吾 先輩を始めとする先輩の皆様、共に研究生生活を過ごしたユビキタスコン

ピューティングシステム研究室の同輩，後輩には，公私ともにお世話になりました．心より感謝申し上げます．

最後に，今日まで学生生活を様々な面から支えてくださった父母を始め，家族に心より感謝申し上げます．

参考文献

- [1] Peter Merton McGinnis. *Biomechanics of sport and exercise*. Human Kinetics, 2013.
- [2] NumberWeb. 公式戦で計測デバイス使用可能に it 機器がもたらすサッカー革命. ”<https://number.bunshun.jp/articles/-/824551>”, (2019 年 7 月 18 日閲覧) .
- [3] Brian Cunniffe, Wayne Proctor, Julien S Baker, and Bruce Davies. An evaluation of the physiological demands of elite rugby union using global positioning system tracking software. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, Vol. 23, No. 4, pp. 1195–1203, 2009.
- [4] Tim J Gabbett, David G Jenkins, and Bruce Abernethy. Physical demands of professional rugby league training and competition using microtechnology. *Journal of Science and Medicine in Sport*, Vol. 15, No. 1, pp. 80–86, 2012.
- [5] Daniel A James. The application of inertial sensors in elite sports monitoring. In *The engineering of sport 6*, pp. 289–294. Springer, 2006.
- [6] Lu Bai, Christos Efstratiou, and Chee Siang Ang. wesport: Utilising wrist-band sensing to detect player activities in basketball games. In *Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops), 2016 IEEE International Conference on*, pp. 1–6. IEEE, 2016.
- [7] Felix Kosmalla, Florian Daiber, and Antonio Krüger. Climbsense: Automatic climbing route recognition using wrist-worn inertia measurement units. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 2033–2042. ACM, 2015.
- [8] Antonio Tejero-de Pablos, Yuta Nakashima, Tomokazu Sato, and Naokazu Yokoya. Human action recognition-based video summarization for rgb-d per-

- sonal sports video. In *2016 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, pp. 1–6. IEEE, 2016.
- [9] Kwangyul Jeong, Franz Konstantin Fuss, Bernd Fuernschuss, and Yehuda Weizman. Development of a smart kendo sword and assessment of grip pressure of kamai stance and kote cut. *Procedia Engineering*, Vol. 112, pp. 231–236, 2015.
- [10] Thomas B Moeslund and Erik Granum. A survey of computer vision-based human motion capture. *Computer vision and image understanding*, Vol. 81, No. 3, pp. 231–268, 2001.
- [11] YI Abdel-Aziz. Direct linear transformation from comparator coordinates into object space in close-range photogrammetry. In *Proceedings of the ASP Symposium on Close-Range Photogrammetry, 1971*, pp. 1–18. American Society of Photogrammetry, 1971.
- [12] Aaron D Wellman, Sam C Coad, Grant C Goulet, and Christopher P McLellan. Quantification of competitive game demands of ncaa division i college football players using global positioning systems. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, Vol. 30, No. 1, pp. 11–19, 2016.
- [13] Fabian E Ehrmann, Craig S Duncan, Doungkamol Sindhusake, William N Franzsen, and David A Greene. Gps and injury prevention in professional soccer. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, Vol. 30, No. 2, pp. 360–367, 2016.
- [14] Catapult. Playertek. ”<https://www.playertek.com/gb/>”, (2019年7月18日閲覧) .
- [15] Peter Blank, Julian Hoßbach, Dominik Schuldhaus, and Bjoern M Eskofier. Sensor-based stroke detection and stroke type classification in table tennis. In *Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 93–100. ACM, 2015.

- [16] Ulf Jensen, Marcus Schmidt, Markus Hennig, Frank A Dassler, Thomas Jaitner, and Bjoern M Eskofier. An imu-based mobile system for golf putt analysis. *Sports Engineering*, Vol. 18, No. 2, pp. 123–133, 2015.
- [17] SONY. スマートテニスセンサー. ”<https://smartsports.sony.net/tennis/JP/ja/>”, (2019 年 7 月 18 日閲覧) .
- [18] 大野達哉, 中村充, 中野雅貴, 広瀬伸良. 剣道の正面打撃動作に関する研究 —腰の移動に着目して—. 武道学研究, Vol. 47, No. 2, pp. 85–101, 2014.
- [19] D James, W Uroda, and T Gibson. Dynamics of a swing: A study of classical japanese swordsmanship using accelerometers. *The impact of technology on sport*, pp. 355–60, 2005.
- [20] Kwangyul Jeong, Adin Ming Tan, and Franz Konstantin Fuss. Smart kote glove for assessment of scoring parameters of dan and kyu grade kendokas. In *Multidisciplinary Digital Publishing Institute Proceedings*, Vol. 2, p. 225, 2018.
- [21] Donald J Berndt and James Clifford. Using dynamic time warping to find patterns in time series. In *KDD workshop*, Vol. 10, pp. 359–370. Seattle, WA, 1994.
- [22] Davide Anguita, Alessandro Ghio, Luca Oneto, Xavier Parra, and Jorge Luis Reyes-Ortiz. A public domain dataset for human activity recognition using smartphones. In *ESANN*, 2013.
- [23] Janelle Mason, Christopher Kelley, Bisoye Olaleye, Albert Esterline, and Kaushik Roy. An evaluation of user movement data. In *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems*, pp. 729–735. Springer, 2018.
- [24] Uwe Maurer, Asim Smailagic, Daniel P Siewiorek, and Michael Deisher. Activity recognition and monitoring using multiple sensors on different body

- positions. In *Wearable and Implantable Body Sensor Networks, 2006. BSN 2006. International Workshop on*, pp. 4–pp. IEEE, 2006.
- [25] 高田将志, 中村優吾, 藤本まなと, 荒川豊, 安本慶一ほか. メニュー推薦に向けたセンサ取り付け位置に依存しない自重トレーニング種目認識手法の提案. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2018 論文集, Vol. 2018, pp. 780–790, 2018.
 - [26] 高田将志, 中村優吾, 藤本まなと, 荒川豊, 安本慶一ほか. 体幹トレーニング支援に向けたウェアラブルデバイスによる種目認識手法の提案. 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 2018, No. 20, pp. 1–8, 2018.
 - [27] Masashi Takata, Manato Fujimoto, Keiichi Yasumoto, Yugo Nakamura, and Yutaka Arakawa. Investigating the capitalize effect of sensor position for training type recognition in a body weight training support system. In *Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers*, pp. 1404–1408. ACM, 2018.
 - [28] 隅谷克己, 村木祐太, 西尾孝治, 小堀研一. 少林寺拳法の動作評価の一手法. FIT2018 (第 17 回情報科学技術フォーラム), 第 3 分冊, pp. 165–168, 2018.
 - [29] Yugo Nakamura, Yutaka Arakawa, Takuya Kanehira, Masashi Fujiwara, and Keiichi Yasumoto. Senstick: Comprehensive sensing platform with an ultra tiny all-in-one sensor board for iot research. *Journal of Sensors*, Vol. 2017, , 2017.
 - [30] Apple. Apple watch. ”<https://www.apple.com/jp/watch/>”, (2020 年 1 月 26 日閲覧) .
 - [31] Fabian Pedregosa, Gaël Varoquaux, Alexandre Gramfort, Vincent Michel, Bertrand Thirion, Olivier Grisel, Mathieu Blondel, Peter Prettenhofer, Ron

- Weiss, Vincent Dubourg, et al. Scikit-learn: Machine learning in python. *Journal of machine learning research*, Vol. 12, No. Oct, pp. 2825–2830, 2011.
- [32] Christopher Kelley. *An Empirical Evaluation of Machine Learning Classification Algorithms on User Movement Data*. PhD thesis, North Carolina Agricultural and Technical State University, 2018.
- [33] Stan Salvador and Philip Chan. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. *Intelligent Data Analysis*, Vol. 11, No. 5, pp. 561–580, 2007.
- [34] Thanawin Rakthanmanon, Bilson Campana, Abdullah Mueen, Gustavo Batista, Brandon Westover, Qiang Zhu, Jesin Zakaria, and Eamonn Keogh. Searching and mining trillions of time series subsequences under dynamic time warping. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 262–270, 2012.

研究業績

論文誌

1. Yohei Torigoe, Yugo Nakamura, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, Keiichi Yasumoto. Strike Activity Detection and Recognition Using Inertial Measurement Unit Towards Kendo Skill Improvement Support System. *Sensors and Materials*, Vol.32, No.2, pp. 651–673, 2020.

国際会議

1. Masashi Takata, Yugo Nakamura, Yohei Torigoe, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, Keiichi Yasumoto. Strikes-Thrusts Activity Recognition Using Wrist Sensor Towards Pervasive Kendo Support System. Workshop on Sensing Systems and Applications using Wrist Worn Smart Devices (Wrist-Sense '19), March 2019.

国内会議

1. 鳥越庸平, 高田将志, 中村優吾, 藤本まなと, 荒川豊, 安本慶一. 剣道上達支援のための IMU を用いた打突動作認識. 第 90 回モバイルコンピューティングとパーベイスブ・第 61 回ユビキタスコンピューティングシステム合同研究発表会, 2019 年 3 月.
2. 鳥越庸平, 中村優吾, 藤本まなと, 荒川豊, 安本慶一. IMU を用いた剣道の素振り稽古における打突動作区間の検出手法. 第 27 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2019), 2019 年 11 月.
3. 鳥越庸平, 中村優吾, 藤本まなと, 荒川豊, 安本慶一. 剣道上達支援システムの実現に向けたウェアラブルセンサによる打突動作の熟練度評価. 社会システムと情報技術研究ウィーク (WSSIT2020), 2020 年 3 月.

受賞

1. 論文奨励賞:IMU を用いた剣道の素振り稽古における打突動作区間の検出手法. 第 27 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2019), 2019 年 11 月.